

Title	ニューロンのシンクロコーディング(修士論文(1993年度))
Author(s)	荒木, 健二
Citation	物性研究 (1994), 62(6): 793-838
Issue Date	1994-09-20
URL	<a href="http://hdl.handle.net/2433/95377">http://hdl.handle.net/2433/95377</a>
Right	
Type	Departmental Bulletin Paper
Textversion	publisher

# ニューロンのシンクロコーディング

東京大学理学系研究科相関理化学専攻修士論文

荒木健二 (指導教官 金子邦彦)

(1994年3月28日受理)

## 1 序

ニューロンやシナプスの数や配置、神経伝達物質の種類や受容体の分布など、脳に関する解剖学、生理学の知識は今後も飛躍的に増大する事が予測される。しかし、脳に纏わる一切の神秘性を捨て去り、単なる情報処理の機械とみなし、部品の種類の多さや組み立ての複雑さに対する眩惑を逃れたと想定しても、そうした分析的な研究結果だけから脳の情報処理の様式を抽出することは容易ではない。そこで、脳の機能の一部を模倣する様々なモデルを人工的に構成してみる、あるいはまったく別の動機から生まれた情報処理系と脳の動作とを比較してみるという構成的研究が必要になる。

機能も構造も単純化され、脳のモデルと呼ぶには抽象的で他愛もないものであっても、そこに発見される振舞と現実の脳の振舞との間に共通点があるならば、そのモデルの動作原理に当たるものが脳の中に存在する可能性は高い。

たとえば、現在ではしばしば脳の対立概念として挙げられる (フォン・ノイマン型) コンピューターであるが、それからの類推として、脳の働きがアルゴリズムに従っている可能性に思い当る。実際、かなり高次の脳機能とされていたことが、精密なアルゴリズムに従って行われていることが最近の神経動物行動学 (ニューロエソロジー) の研究成果として明らかになっている。また、パーセプトロンの動作原理が小脳の動作原理の本質と共通である可能性は、かなり高い。ホップフィールド型のニューラルネットワークは、連想記憶のような高次の脳機能が簡単な法則のもとで営まれている可能性を示した。

セルオートマトンの示す振舞いは、単純な動作原理に従う処理系でも、複雑な振舞を示しうることを明らかにしている。これは、情報処理機械としての脳の機能の複雑さが必ずしも構造の複雑さに由来している訳ではないことを示唆する。解剖学的、生理学的複雑さは、進化の過程で生じた過剰かもしれない。機能の複雑さは、情報処理系に内在する複雑さである可能性がある。そうであれば、構成的研究の重

要性はますます高まることになる。

## 2 脳とコンピューター

コンピューターに情報処理を行わせるためには、アルゴリズムをプログラムの形で人為的に与えてやる必要がある。その点で脳の動作とは、本質的に違うような印象がある。が、脳の中にプログラムに対応するものが見つからないわけではない。低次の脳機能は神経細胞のネットワーク内に組込まれた回路の与える精密なアルゴリズムに従っているし、高次の脳機能についても同様の回路が発見される場合があることが、最近のニューロエソロジーの研究で明らかにされている。外界を認識し、判断を下すという精神機能とでも呼ぶべきものが、神経細胞のネットワーク内に特殊回路の形で与えられた精密なアルゴリズムに従って営まれていることを立証した研究として、小西らのメンフクロウの音源定位の研究やハイゲンベルクらの電気魚の混信回避行動の研究がある。

### 2.1 メンフクロウの音源定位

(以下の内容は、主に参考文献 [1] [2][3] によるものである。)

メンフクロウは獲物の居場所を音だけから判断して首を動かす。この行動を生み出す脳機能が小西らによって神経解剖学的に突き止められている。

小西らはまず、メンフクロウが、音の時間差と音圧差から獲物の居場所を計算しているという仮説をたてた。そして、両耳に届く音の時間差と音圧差の特定の組合わせに反応する神経細胞を発見した。それらは、空間に受容野を持つ特徴抽出細胞と考えることができる。さらに、時間差と音圧差の計算が、並列的に処理されていることが解剖学的にも生理学的にも確かめられた。

この研究で明らかにされた情報処理系の構造で、特に興味深いのが時間差の検出機構である。両耳に届く音の時間差がどのような形で情報として符号化されているのか、ひとつの考え方として、インパルスの伝達時間が、同じ直径の線維では距離に比例して増すことを利用して細胞の位置によって時間差を符号化しているというジェフレスの理論がある。小西らは、層状核の細胞がそういう性質と構造を持つことを確かめた。

ところで、この時間差の検出は、実は、音の位相差を最初の情報として行われている。(それを可能にしている機構として、位相特異性を持つ、位相同期細胞が存在している) そのために、両耳からの情報がジェフレスの回路によって、統合されても、位相多義性と呼ばれる困難が残る。つまり、音の周期が、両耳間の時間差より短いと[時間遅れ+周期の整数倍]がすべて同じ時間差に対応するために区別で

きない。これを解決する機構が高次の中枢に発見された。下丘中央核の細胞は、それが応答する特異的周波数の順に、背から腹へ組織的に配列されている。この周波数軸に直交して細胞の反応時間差が組織的に変る。つまり、違う周波数に反応するが同じ時間差に同調する細胞群が背から腹の方向に、縦に並んでいる。この共通の時間差を検出する細胞が存在し、それによって、両耳間の時間遅れの符号化が達成される。

## 2.2 電気魚アイゲンマニアの混信回避行動

(以下の内容は、主に参考文献 [4] [5] によるものである。)

アイゲンマニアは弱い電気を放電し、それによる電場の乱れを、体表に散在する高感度の電気受容器でモニターすることによって泥水中で獲物や障害物を感知している。その際、同種個体との遭遇による混信を回避するために、自他の周波数の高低を感知し、自他の周波数差を拡大するように、周波数を変更する。その機構がハイゲンベルグらによって、解剖学的、生理学的に明らかにされている。混信回避行動は、放電波の重ねあわせによる振幅と位相の変調から自他の周波数の高低を計算する機構によって可能になる。そのための特殊回路がニューロンレベルで明らかになった。

この特殊回路は、工学的には不必要な複雑さをもっている。また、アイゲンマニアとそっくりのハードウェアを持ちながらも混信回避行動を示さないステルノパイガスという種の存在が知られている。こうした事実は、特殊回路が進化の過程で形成されてきたものだという事情を反映している。特殊回路は、環境への適応を通じた変異や淘汰の結果獲得されてきたプログラムと考えられる。すると、変異や淘汰にあたる事が、個体の脳の中でより短いタイムスケールで起こることによって、特殊回路が形成される可能性がある。ニューロンの分岐やシナプスの可塑性を個体の変異や淘汰のアナロジーと考え、神経回路網の発展を生態系とのアナロジーで理解しようとする理論として、エーデルマンのニューラルダーウィニズム [6] がある。

## 3 ニューラルダーウィニズム

前に記したフクロウの行動を後天的に修正し得ることが、耳を切りとったフクロウを使った実験からわかっている。その際、神経回路網内部に特殊回路の形で組み込まれたプログラムの書き換えが行なわれたと考えられる。先天的特殊回路の形で、プログラマーなしにプログラムを書き込むことを可能にするのが進化の過程であるとする、後天的なプログラムの書き込み、書き換えが起きた時、進化の過程と同様の変化が脳の中に生じている可能性がある。さらには、特殊回路という形式では理解できないような、より高度な脳機能の基礎としても進化論で言及される変異と

淘汰が働いているかもしれない。そのことに着目したのが、エーデルマンのニューラルダーウィニズムの理論である。その理論の中心になるニューロングループ選択理論は、神経回路網の発展を三段階に分類する。

### 1. 胎児期の発生過程

ニューロンから発芽する樹状突起間の競合と選択が行なわれる。

細胞の接着、移動、分化、分裂、細胞死が起きる。

その際、細胞接着分子の性質から複雑で多様な結合が、非遺伝的なレベルで生成される。

この多様性は、その後の競合、選択の基礎となるバリエーションを提供する。

### 2. 出生後の結合強化過程

グループ内及びグループ間で競合、選択が行なわれる。

シナプス効率が調整される。

それは、刺激入力に対する各ニューロンの応答を環境との相互作用によって、適当に変化させることを意味する。その結果、機能の区切りと安定を生じる。この機能単位は、縮退を伴う幅のある特異性をもち、機能単位間に新たな競合と選択が生じる。

ここで形成された機能単位としてのニューロングループは、その後の分類機構の基礎になる。

### 3. カテゴリー野の形成過程

再入力機構に基づいてグループ間に関係性が生ずる。

機能単位間のシナプス効率が変化する。

情報の処理は、分散され、並列的に行なわれる。その結果得られた出力信号を交換し合うことによって、各処理系内部の機能単位間にカテゴリーが形成される。

このような段階をへて、ラベルなき世界のラベルなき情報に、意味が与えられ、世界を認識することが可能になると、エーデルマンは主張する。そのことを検証するために作られた選択的認識オートマトンとしてダーウィンシリーズがある。例えばその中の3号の振舞いは、ニューロン結合の多様性を生態系の種の多様性に対比して生物種の進化同様の原理を当てはめるニューロングループ選択理論を適用することで、プログラマーや意味を解釈するホムンクルスの存在の仮定なしに分類機構による認識が可能になることを示している。

## 4 情報のコーディング

脳は、どのようにして外部の世界を認識しているのだろうか。

脳に取り込まれた情報は、早い段階で分散され、並列的に処理される。各並列分散系で行われる処理の基本を、一つのニューロンによる特徴抽出に帰着させ、その総合によって認識が行われるとする仮説がある。それによると、“物”の情報は、細分化され、様々な情報を判断する別々の領野に送り込まれる。そこでニューロンによる特徴抽出が行われる。その情報は、上のレベルへと送り込まれ、そこで今度は、より総合的な（抽象的な）特徴抽出ニューロンを活性させる。情報の分散、収束を伴いながら、この過程が繰り返され、最終的には、それらの情報の統合によって、“物”が認識される。

前に紹介したメンフクロウや電気魚の研究は、この仮説に対応する認識過程の存在を証明している。もっとも、そこでの認識は、人における認識とは別ものという印象がある。そこで、猫や猿を使って詳細が明らかにされつつある哺乳類の視覚野の情報処理を見てみる。

網膜に映じた物体の像の情報は、神経節細胞層において視野を細分化した部分の情報に分けられ、後頭葉の一次視覚野に送られる。そこには、眼優位性コラム、方位選択性コラム、色特異性プロップなどと呼ばれる機能的に同種のニューロンの集合体があり、これが特徴抽出をおこなっている。コラムは、規則的に配列しており、そのコラムの集合体は、部分の情報を符号化するための機能的集団と見なすことができる。これを仮に、モジュールと呼ぶ。モジュールは、対象の空間的なある部分の、ある特徴を抽出しているのである。

後頭葉で単純な要素特徴抽出が行われた情報は、今度は、形など物体の識別を行う側頭葉のTE野に送られる。そこに特定の図形に特異的に応答する図形の特徴抽出コラムが存在していることが、最近の猿を使った実験から明らかになった[10][9]。

ここで特徴抽出という意味で働くニューロンが、どのような表現方法を取っているのか、一般的に考えられている表現法（符号化）の例をあげる。[16]

(Churchland and Sejnowski(The computational brain 164page) より)

### 1. ローカルコーディング

一つのニューロンが一つの特徴を抽出する。

### 2. スカラーコーディング

一つのニューロンの発火頻度が一つの特徴を抽出する。一つのニューロンがいくつかの特徴抽出に働く。

### 3. ベクトルコーディング

多数のニューロンの発火頻度のパターンが一つの特徴を抽出する。一つのニュー

ロンは、複数の特徴抽出に参画する。

一つのニューロン、という言葉に誤解が生じないように補足しておく。ローカルコーディングを行う、という場合、例えば赤色抽出ニューロンが、赤か、そうでないかを判断するのであるが、当然のことながら、そういう赤色抽出ニューロンが一つであると主張するものではない。一つの特徴に特異的応答を示すニューロンの集団が存在する場合も、ローカルコーディングと呼ぶ。一つの特徴に特異的応答を示すニューロン集団の発火率によって、特徴抽出が行われている。これが、ローカルコーディングである。スカラーコーディングも同様に考えられる。(といっても、一般的な用語としてこれらが、定着しているわけではない)

ニューロンの情報符号化に関して、多くの実験や理論が、ローカルコーディングの立場を前提として含んでいる。メンフクロウや電気魚、哺乳類の視覚野、いずれの場合もこの前提をみたしている。ローカルコーディングの存在自体は否定し難く思える。しかしこうしたローカルコーディングのみですべての情報が符号化されているとは考えがたい。例えばある”物”の分散処理がローカルコーディングで情報を抽出したとしても、その統合の段階では、ベクトルコーディングが併用されていると考える方がもっともらしく思える。

## 5 神経回路網の進化

”物”の情報は要素に分けられ、それぞれの特徴を抽出する特殊回路に送り込まれる。得られた特徴は総合され、”何物”であるか認識される。メンフクロウや電気魚では、この認識システムが細胞レベルで確かめられ、哺乳類の視覚系でも、それが実現されていることを示唆する有力な実験結果がある。ところが、さらに高度な脳機能が同じ仮説のもとで語られるには、記憶の問題をなおざりにすることはできない。記憶は、シナプスの可塑性によって生じる。回路の結線に当たるシナプス結合は、時々刻々と変動し、それは、記憶という脳の重要な機能にとって、不可欠なものなのである。すると、神経回路網は、固定的ではありえない。もっとも、ここで変わっているのは、単に結合の強さだけであるから、回路網としては、固定されている、と見なすことも不可能ではない。が、猫の視覚の実験(縦縞模様だけしかない環境で育てられた猫は、横縞を認識できない。横縞に反応するべく育つはずの細胞が他の機能に使われている)や、脳損傷者の症例などから、同じ部品から全く別の機能を作りだし得ることは、明らかである。その際、実際に起った変化が単に結合の強さが変わっただけだとしても以前の回路と同じ回路網であるというよりは、新しい回路が形成されたと見なすべきだろう。(ふつうの状態では、回路の線としては、確かに繋がっていても全く情報を受け渡していない沈黙のシナプスと呼ばれるもの

が、数多く存在する。そういう状態のシナプスが、活動的に働くようになった時、それは、神経回路網の結合の強さが変ったというよりは、結合が生じたのであり、逆も同様である。) そういう常に変化している回路網が、果たして高次の脳機能を果たすような複雑な特殊回路を維持できるのだろうか。例えば、情報の流れる速さの制御の問題を考えてみる。“物”の情報は、分散処理される。その結果が統合され認識を喚ぶためには、認識を行う領野への情報の到着は、時間的に厳密に制御する必要がある。回路網の組み替えが生じる際、“物”の“情報の統一性を失わないような設計が常に維持できるものなのだろうか。

エーデルマンの理論は、それに対する解答になるかもしれない。メンフクロウや電気魚は、進化の過程で、より洗練され、より高度な認識機能を示す特殊回路を発展させてきた。進化の原動力は、多様性と、競合、選択の機構である。脳内の神経回路網は、工学的な観点からは、異常なほど冗長である。結合は、絡みあい、重なりあっている。それは、同じ情報の処理が何通りものやり方で同時に行われうる多様性をもつことを示し、しかもそれらの処理は競合しており、結果と環境の働きあいにより選択を受けている。それは、生態系においてメンフクロウや電気魚が世代交代を通じて獲得してきた特殊回路が、一個体の一生の間に縮小して獲得され得ることを示している。そのやりかたであれば、例えば情報の流れる速さに関する制約は、生態系における環境の一つと同じであり、回路が、それに適応するように進化することは、むしろ当然である。

しかし、それにしても一つの情報が処理され特徴抽出される間は、神経回路は固定されていないと都合が悪い。実際、シナプスの生理学的な結合の変化の速さは、その条件を満たしている。にもかかわらず、ダイナミカルに変化するシナプス結合の機能的有用性が、様々に主張されてきた。例えば、“マルスブルグは視覚におけるパターンマッチングの計算に fast weight changes が役立つことを、ホップフィールドは、匂い情報のゆらぎを元に匂い物体識別を計算するのに役立つことを指摘している。” ([16]177 ページ) ホップフィールドによると、結合強度は単なるアルゴリズムではなく、環境を理解するための本質的なデーターである [18]。そうした指摘に応えるような生理学的実験の結果が現れた。アーツェン、ヴァーディアらの最近の生理学的実験 [14][15] の結果、タスク処理の時間レベルでのニューロン間の結合強度の変化が実験的に明らかにされた。この事実は、前記の仮説と矛盾なく受け入れられるものだろうか。

## 6 機能的シナプス結合

ニューロンの電氣的応答を調べる実験の殆どは、単一のニューロン、あるいはニューロン集団の平均的応答を独立に計測している。それは、暗にニューロンの発火



頻度によるコーディング（ローカルコーディングあるいはスカラーコーディング）を仮定していることになる。無論、発火頻度には重要な意味があるだろう。が、ニューロンの、あるいはニューロン集団間の協調的応答が、高次の脳機能を成立させている可能性が、ヘップの仮説を代表に、様々議論されてきている。（ヘップは、同時に活動しているニューロン間の結合強度が強まることによって学習が可能になることを示唆した）多数のニューロンの同時計測は、理論的要請であった。もっとも、遠く離れたニューロンを同時計測しても、介在する膨大な数のニューロン間の相互作用を考えると、分析が困難である。ヴァーディアらは、500 ミクロン程度の範囲内に6個の先端を持つマイクロエレクトロードを用いて6-10個（一つの先端から複数のニューロンの信号が拾い上げられても、ニューロンの波型を分析することによって、個々のニューロンの応答として区別することができる）のニューロンの応答の同時計測を行なった。彼らは、猿に聴覚刺激に基づくあるタスクを処理させ、聴覚の sensory area と association area でのニューロン応答の同時計測を行ない、それをニューロンの協調的活動に着目して分析した。彼らは、単一のニューロンが必ずしも一つの特徴抽出に働いているのではないことを、primary sensory area で確認した（視覚野からの類推では、この領域のニューロンは一つの特徴抽出に働くはずであった。これは、類推が誤っているのではなく、視覚野に関して一般に信じられているローカルコーディングによる特徴抽出という仮説が誤っているのかもしれないことを示唆する。実際ディンスは、第一次視覚野の特徴抽出の応答に時間的変動があるという実験結果を示している [17]）。また、ヴァーディアらは同一のマイクロエレクトロードで計られているニューロンの応答に多様性があることを見出した。これは、一般に受け入れられている近傍のニューロンが類似した応答をするという仮説を否定する。（発火頻度による符号化の仮説は、近傍に同種の特性を示すニューロンが数多く存在していることを前提としている。ただし、単一のニューロンが一つの特徴を符号化していると考えたら別だが、それには到底賛成できない。）しかし、近傍にあるニューロン同士は特性も似ていれば、入力も似ている。にもかかわらず全く別の活動性を示し得るのは、ニューロン間の結合が微弱だからである。彼らは、次のような仮説を提示している。小領域内のニューロンは、いくつかの異なる機能を果たし得る。これは、内部に機能的集団が形成され活動することによって。結合は十分弱いために、この機能的集団からの結合が集中しているニューロンのみが同時に活性化され、同様に同じ小領域からの結合を受けていても、活動している機能的集団からの結合が少ないものは活性化しないのである。（ニューロンのシナプス後膜電位と発火率の関係は非線形性が強い。そのためいくつかのニューロンからの入力と同時に来た場合、膜電位が閾値を越える確率は、単純に個数倍になるわけではなくその何倍も高まることになる。そこでもし、多数のニューロンが同期して活動していたとしたら、その集団には特殊な意味づけができるはずである。

情報は、選択されたニューロン間の同期的活動によって、表現され、伝達されている (アーベルスの "synfire chain" 仮説 [11]。 ) ことは十分考えられる。)

仮説の背景にはもう一つの重要な発見、タスク処理の時間レベルでの結合の変化がある。彼らは、タスク処理の時のニューロン間の結合強度を計算し、タスクに応じて 1 秒の何分の 1 かの間に結合の強さが劇的に変化しているという結果を得た。上記の仮説は、その理由も説明できる。ニューロン集団からの入力、集団がまとまって働いている時とバラバラに働いている時では、入力としての効果が全く異なるのである。そのために、結合強度 (入力の荷重) は、ニューロン活動の集合状況に強く依存することになるのである。こうした事実から、さらに積極的な仮説をたてることもできる。藤井、伊藤 [28] は、ニューロン間の相関の程度が、神経のエンコード機構の一つであるという "ダイナミカルアッセンブリー仮説" の検証を試みている。

## 7 ニューロンの同期

ヴァーディアらが機能的結合を生じる機構と考える、ニューロンの同期の重要性を示す別の実験結果がある。シンガー [12], エックホンら [13] の実験によると、猫の第一次視覚野において、一つの "物" に関する分散処理に関わっているニューロンは、同期している。また、シンガーらの実験は、"物" の情報は、分散されている時も、処理の経過の時間相関 (同期) という形で、"物" としての統一性を維持していることを示している。ヴァーディアらの実験は、神経回路が、一時も固定されずに変わり続けていることを示していた。それを考えると、分散された "ある物" の情報が処理系において時間相関を保っている理由を回路の精密な設計に求めることは難しい。むしろ、ニューロンの同期を生じる機構が他にあり、脳は分散処理の間の一つの "物" 情報の統一性保持にそれを利用しているのではないかと考えられる。それは、機能的シナプス結合にも当てはまる。ニューロンの同期という現象を利用して、回路の結合を、よりダイナミックに変化させ、おそらくは、より密接な、外部の世界との関わりを可能にしているのである。(回路が固定していれば、外部からの情報は、分析によって構造化される他ない。が、回路が変化すれば、外部の情報構造を、内部の構造として組織化することが可能になる。これは、学習、記憶という時間レベルで生じていることは確実である。認識のレベルでもそれができるなら、外部の世界の構造に合わせて刻々と内部の構造を変化させていくことが可能になる。) また、ニューロンの同期が、情報処理の過程で常に生じているとすれば、ニューロンの同時活動は、同時、非同時の二値の情報ではなく、複雑な情報構造を成立させ得るはずであり、それは、同時に活動しているニューロン間の結合が強化されるというヘップの学習則が、より精密な学習則として機能し得ることを意味している。

## 8 脳の情報処理とカオス

ニューロンの同期は、脳の情報処理の単なる結果ではなく、機能として働いている可能性が強い。そしておそらくは、ニューロンの同期は、素子の精密さや、回路の設計の精密さによるものではない。より本質的な機構が、ニューロンに働いているのに違いない。その機構として考えられるのが、非線形振動子の引き込み（同期）現象である。非線形振動子の引き込みと思われる現象は、心筋のリズムや概日性リズム、ホタルの集団発光など生命現象の様々な局面で、重要な役割を果たしている。脳において同様の現象が見られても不思議はない。清水らはそのことに注目し、非線形振動が脳の情報処理に使われている可能性について早くから論じていた。清水は、“対象と記憶の間の柔軟生のある関係形成に相互引き込みが使われているのではないか”と考え、神経ネットワークシステムによる表象の表現を非線形振動を使って行なう”モデルを提唱した。[24][23][25]。一方、引き込みが利用されていることを示す、フリーマンによるウサギの嗅覚を使った実験がある [21]。フリーマンは、ウサギの嗅球におけるニューロンの集合電位を測定して、匂いの学習がなされると、ニューロンの応答に引き込みが起こって周期振動状態に近い状態が作りだされることを示した。これは、脳の情報処理で、引き込みと思われる現象が確かに存在し、記憶の問題と密接に関わっていることを示している。

しかし、フリーマンの実験の結果が示すことは、それだけにとどまらない。その実験において、新しい匂いに対するウサギの嗅球のニューロンの応答は、カオスである。

フリーマンの実験は、学習の結果がニューロンの引き込みによって符号化されている可能性だけでなく、学習そのものが、カオスを必要としている可能性を示唆しているのである。カオスがあれば、ネットワークはすべての記憶状態を遍歴し、カオスを制御のきくノイズ源として使うことで、新たな記憶を次々と作り出していくことができる。こうした観点から、引き込みによる結果としての秩序状態以上に、その秩序状態を内在したカオス状態に積極的な意味があるとする理論的研究として、津田によるものがある [27][26]。津田は、“履歴に応じて擬似アトラクターが形成され、システムの運動形態が、擬似アトラクターにとどまっては別の擬似アトラクターに遷移していくカオス的遍歴”のダイナミクスを基本的なイメージとする動的脳観を提示している [27]。



## 9.1 基本的な仮定

今回の研究は、ニューロンの同期による符号化を実現したモデルを構成するために必要な知識を集めることを目標にしている。(このモデルをとりあえずシンクロコーディングモデルと呼んでおく。)そこで、極端に抽象化されてはいるが、シンクロコーディングモデルの持つべき性質をいくらかは反映していると思われるモデルを構成し、それを出発点として調べてみることにした。

既に記した通り、情報処理は特徴抽出を基本として営まれている可能性が強い。これを仮説として受入れると、ある特徴を抽出するニューロン群が定義できる。これを、コラムと呼ぶことにして、今回のモデルの単位素子とみなす。(大脳皮質のニューロンは解剖学的に、コラム構造をなしていることが知られているが、そのモデル化ではない。より一般的に機能的コラムと呼ばれるべきニューロン群を仮定している。)コラムの出力情報として、発火率を考えることにする。発火率は、瞬間的には、大きさのみの情報しか持たないが、時間を考えると、発火率の変動のパターンを情報と見なすことが出来る。この発火率の変動パターンが、非線形振動子の結合系との対比によって理解できるだろうというのが、私たちの考えである。そこで、非線形振動子の結合系を構成して、その振舞を理解することが、当面の目標となる。(今回の研究では、非線形振動子の結合系を、さらに簡略化し、非線形写像結合系をシミュレーションした。)

脳の情報処理のモデル化を行う場合、常套的には、単一のニューロンの振舞を出発点にする。といっても、単一のニューロンの振舞い自体簡単には記述できず、何等かの抽象化は必要になる。最も簡略化されたモデルとして、マカロック・ピッツのモデルがあり、そこではしきい値関数  $F(x) = 1(x > 0), 0(x < 0)$  による二値応答としてニューロンが理解される。しかし、当然の事ながら、抽象化によって情報処理の本質が失われてしまう危惧はある。ニューロンの集団を考える場合その危惧は、さらに強まる。結合の性質など様々な形で抽象化せざるをえない要素が増えるため、たとえ単一のニューロンのモデルが本質を抽象していたとしても、集団の本質が見出せるかどうかはまた別の問題になるからである。そうした観点から、今回はコラムの振舞を単一ニューロンの振舞から導くのではなく、実験や仮説から、結論的にコラム自体の性質を抽象化した。その結果が、非線形振動子一個への置き換えである。が、同様の置き換えは、単一ニューロンの振舞を出発点としても導入できる。パウアーらは [19]、マカロック・ピッツのモデルよりは多少現実のニューロンの性質を反映していると考えられる、シグモイド関数  $F(x) = 1/(1 + \exp(-x))$  を使ってニューロンの集団の振舞をシミュレーションした。それによると、ニューロン間の結合をランダムに取ったネットワーク全体の振舞は、一個の Circle Map (非線形写像の一つ) の振舞と対応がつくのである。(津田による別の形のニューラルネットワークでも Circle Map との対応がつけられている [20]。)

ところで発火率変動パターンのモデルとして一変数の非線形振動子を考える場合、この変数はコラムの発火率の振動の様子を記述している（これを、コラムの位相と呼ぶ）が、コラムの発火率がどういう大きさの範囲内で振動しているのかについての情報を含んでいない。そこでこの発火率の大きさの変動幅を規定する変数を別に設定する。

この変数は振動子の振幅に対応するが、ここではコラムの同期度と名付けておく。その理由は、以下のような事情による。今、コラムの集合体が再びコラムの定義に当てはまることを仮定として導入する。（これを一応区別して、モジュールと呼んでおく。）すると、逆にコラムにモジュールの性格を付加することは妥当であろう。モジュールは集団として特徴抽出に働く（コラムとしての性格）。その時、モジュール内部のコラムは、時間的なパターンを形成して動いている。（その様子は、例えば、モジュール内にいくつかのコラムの部分集団があり、部分同期した運動をしていて、残りは、バラバラにランダムな運動をしている）ここで、前述した機能的結合の考え方を導入する。一つのニューロンを活動させるには、多数のニューロンが一斉に入力を送り込む必要がある。そのためにニューロンがタイミングを揃えて（同期して）発火する場合、その入力、他のバラバラに活動している入力よりも遥かに大きく評価しなければならない。つまり、一つのコラムからの出力を考える場合、コラム内部のコラム、がどのように同期しているかが重要な問題となるのである。そこで今回、最大の同期集団に特別な意味づけをすることにして、簡単のために、コラムの活動を、完全に位相が揃っている内部コラムの部分集団のうちの最大の集団の大きさであるという、概念を導入する。ただし、今回の研究では、コラム内コラムについて言及されることは、次章以後全くない。コラム内コラムの活動と、そこで形成されている内部コラムの同期集団を暗に仮定して、振動子の振幅という形に抽象化して、コラムの同期度を与える。

今度は、結合を考える。既に考え方として導入したニューロンの同期による結合の変化は、機能的結合という概念に導く。それが、実験的にも確認されていることは、既に述べた。今回、それをモデルに導入することにした。

その前に生理学的結合に触れておく。モデルでは、すべてのコラム間に結合があると仮定した。今回考えている結合系は、一つのモジュールと見なすことにする。（つまり、コラムの結合系内に、固定された部分集団を定義し、コラム、モジュールの多層構造をこのモデルの範囲内に導入することはない）そこで当面は、特定の回路的結合が内部に先天的には存在しない状況を想定して、全体結合を仮定した。といっても、結合が一様だと見なすわけではない。結合の可変性のレベルでは、何らかの組織的結合は生じ得る。が、今回は生理学的結合が固定されていると見なし得る時間内での構造の変化を問題にしている。生理学的結合は、シミュレーションの際は、常に初期状態として与えられ、固定されている。また、自己結合も考える。こ

これは、フィードバックによるものと考えてもよいが、むしろコラムの内部結合（コラムの内部活動は暗に仮定しているのであった）と考えたい。

次に、機能的結合を考える。その内容を繰り返すと、入力、ニューロンの同期状態を反映する。そのため同期度が変われば、見かけの結合の強さが変化する。今回は、相当に簡略化した形ではあるが、出力コラムの同期度が強いほどその結合が強まるという仮定をモデルに取り入れた。（モデルの式を示す際、捕捉を加える）

## 9.2 モデルの方程式

機能単位を、カオスの振舞いを示し得る非線形写像によって置き換え、その結合系のシミュレーションを行なう。機能単位は、集団の位相を示す、抽象化した状態変数  $x$  と、集団の同期度を示す、抽象化した状態変数  $y$  を持つものとする。

各機能単位は、他のすべての機能単位と結合（生理学的結合）をしていて、その結合は双方向性で、非対称とする。

位相  $x_i^n$ （下の添字  $i$  は素子の番号、上の添字は  $n$  はステップ数（以下同様））

活動度（同期度）  $y_i^n$

生理学的結合  $e_{ij}$  ( $j$  から  $i$  に向かう結合（以下同様））

外部周期  $k$

非線形関数  $F(x)$

同調定数  $\beta$

コラム（素子）の個数  $N$

$$x_i^{n+1} = \sum_j^N T_{ij}^n F_i(x_j^n)$$

$$T_{ij}^n = \frac{y_j^n e_{ij}}{\sum_j^N y_j^n e_{ij}}$$

$$y_i^{n+1} = y_i^n (1 - \beta |x_i^n - x_i^{n-k}|)$$

$$\sum_i^N y_i^n = 1 \text{ (規格化)}$$

$T_{ij}^n$  は、ニューロン集団の同期の影響で結合強度が変化するという仮説を取り入れたもので、機能的結合と呼ぶ。その場合の  $y_i^n$  を機能的結合効率と呼ぶ。

次に、同期度の与え方とその時間発展の式について説明しておく。今回考える結合系は、一つのモジュールであった。式にはあらわには示されていないが、モジュールは外部からの入力を受けている。それは外部周期という形で定式化されている。これは、次のような仮説に基づいている。機能的結合の導入の際すでに仮定したように、同期した状態のニューロンは、バラバラに運動しているニューロンよりも遙

かに効果的に情報を伝える。そして同時に、受けとる側が入力のタイミングと同調して動いた時、効果的に情報を受けとることができる。

ニューロン集団を非線形の振動子で置き換えるというモデルとしての結論から、この同期状態の振動子は周期運動状態を作る場合がある。そこで外部からの入力はある周期状態の場合のみ強い入力となると仮定する。そしてその入力は、モジュール内コラムの同期度を変化させるものとする。この詳細は、こうしたモデルの仮定を段階的に取り入れていく際、にも説明する。(最初のモデルでは、外部周期の概念も同期度の概念も必要ない。)

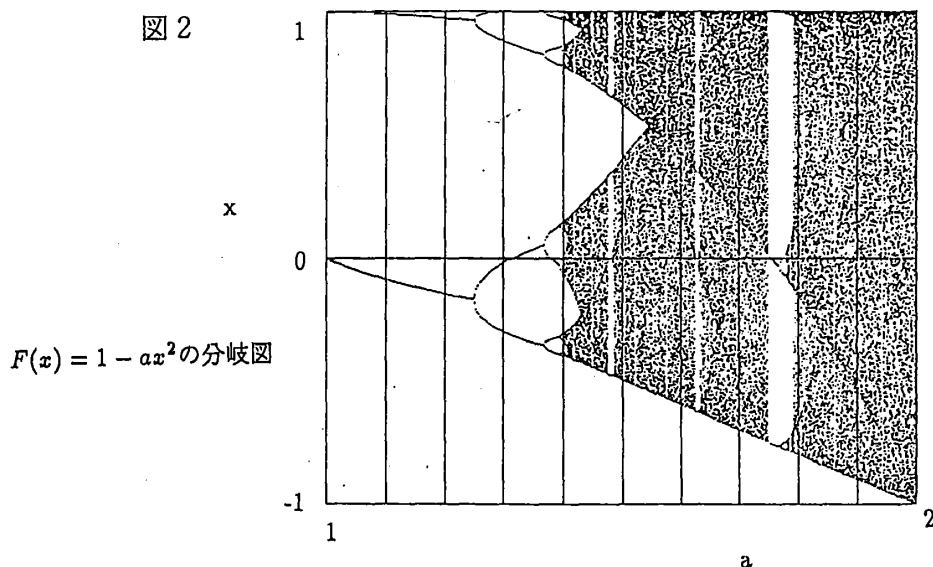
## 10 シミュレーションの結果

### 10.1 素子の性質

今回の研究では、カオスの性質を持つ素子が集団として示す振舞いに注目している。そこで、ニューラルネットワークのシミュレーションの結果にとらわれず簡単な Logistic Map, の結合系を最初に考えてみることにする。(先に記したニューラルネットワークのシミュレーションの結果は Circle Map と対応づけられたが、それは仮定として用いる抽象化の程度や条件によっている。そこでここでは、カオスの性質のみに着目した)。Logistic Map

$F(x) = 1 - ax^2$  の分岐図は、(図 2) 参照

以後、特に断らない限り  $a = 1.8$  を用いる。この値は、3 周期のウィンドウがちょうど見えなくなる辺りである。





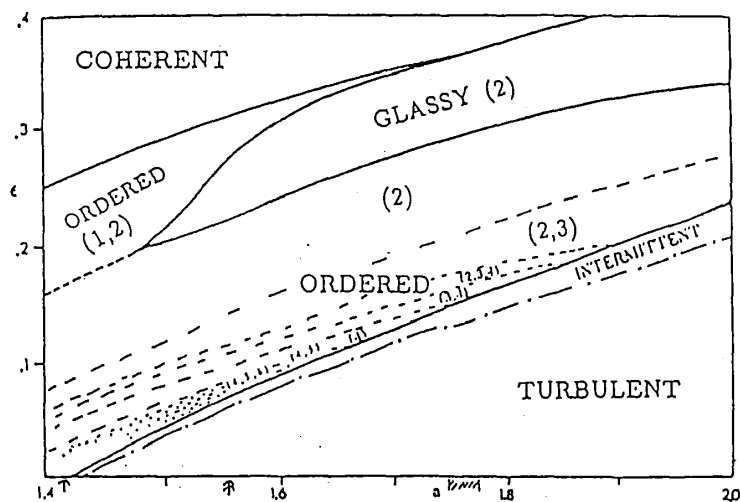
## 10.2 Globally Coupled Map

前記モデルで、生理学的結合を一様化し、同調定数を0、同期度をすべて1とおくと、Globally Coupled Map の形式に書き直せる。Globally Coupled Map (以後 GCM) については、[29] に詳細に述べられている。集団の状態相についての以下の分類はその論文に従うものである。まず、そこで用いられている方程式を書いておく。

$$x_i^{n+1} = (1 - \epsilon)F(x_i^n) + \frac{\epsilon}{N} \sum_{j=1}^N F(x_j^n)$$

$$F(x) = 1 - ax^2$$

相図



(Kunihiko Kaneko(PhysicaD41(1990)) より)

パラメーター  $a$  を、素子が単独の場合にはカオス的に振舞うように選び、結合する。(例えば  $a = 1.8$ 。その集団の振舞いは、次のように分類される。

(1) Coherent Phase:

全部の素子が一体となり、カオス的に運動している状態。

(2) Ordered Phase:

クラスターに分かれ、周期的に運動している状態。

(3) Partially Ordered Phase:

Order Phase と Turbulent Phase の共存状態。

(Turbulent Phase に近い時 Intermittent, Order Phase 間または、Order と Coherent の間の時 Glassy と呼ぶ)

(4) Turbulent Phase:

素子がバラバラに、カオス的に運動している状態。

### 10.3 多相 GCM の自己結合係数

GCM の結合の一様性を崩してみる。第一段階として、 $1 - \epsilon$  で記されていた結合係数 (自己結合係数) をばらけさせて、各コラムごとに与えた。(その値を  $T_{ii}$  と書く。) つまり、

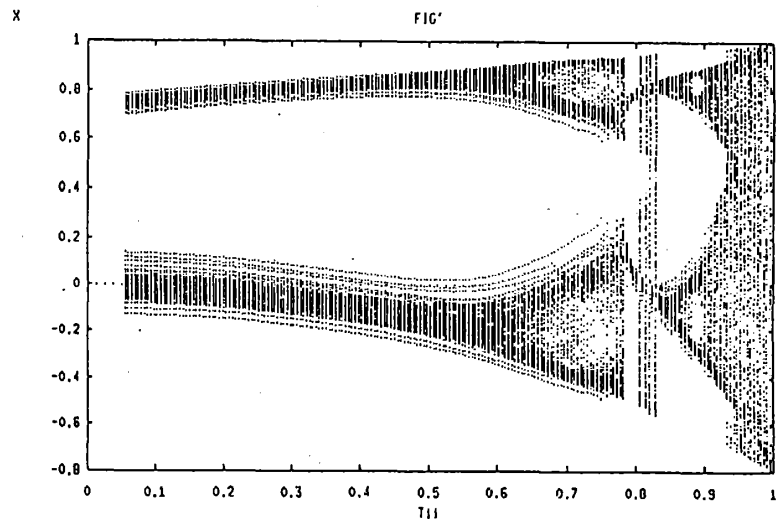
$$x_i^{n+1} = \sum_j T_{ij}^n F_i(x_j^n)$$

$$T_{ij}^n = \frac{(1 - T_{ii})}{N - 1} \text{ (ただし } i \neq j \text{)}$$

を調べた。その例を (図 3 (a), 図 3 (b)) に示す。コラムは 1 番から 200 番まで順番に、0.05 から 1 まで等間隔で  $T_{ii}$  の値をわりふった。(コラムには空間的な関係は持たれていないので、順番に振ることに意味はないが、ここでは作図の便宜上そうした。)  $T_{ii}$  の値を横軸に書き、縦軸には、 $x$  の値を取り、ここでは 960 ステップから 1280 ステップまでを重ね書きした。個々のコラムの状態に関して  $T_{ii}$  が指標になっていることが分る。GCM の状態の分類に習って、 $T_{ii}$  と  $x$  の状態を見てみる。(それらの初期値の与えかたによって、状態相は異なる。あくまでも、ここで与えた初期値の元で出てきたこの状態相に関して眺めてみる)

図 3

図 3 (a)



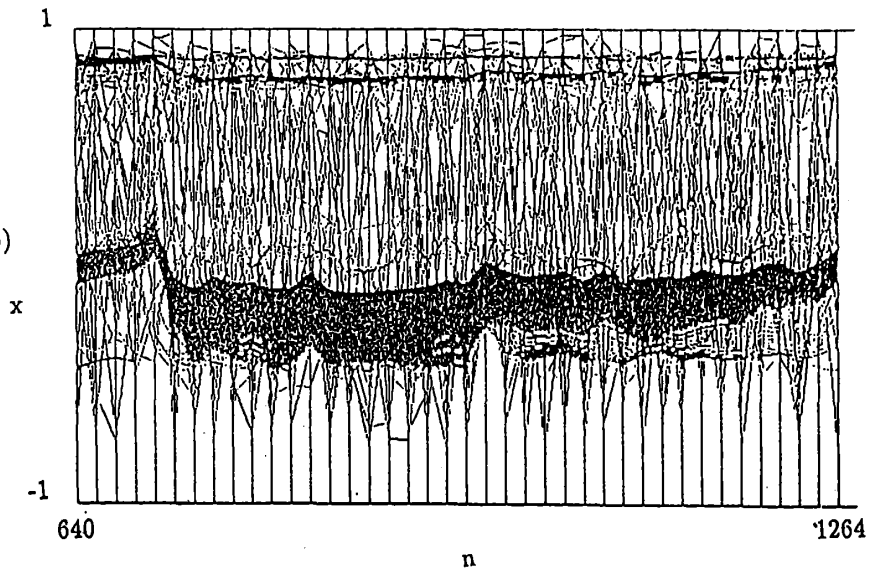
$T_{1i}$  は 0.05 から 1 まで等間隔に。 $T_{1i}$  は  $i$  に関して一様

960 から 1280 ステップを重ね書きしたもの。

$$F(x) = 1 - 1.8x^2$$

Turbulent, Order, Coherent 相の混在が分かる。

図 3 (b)

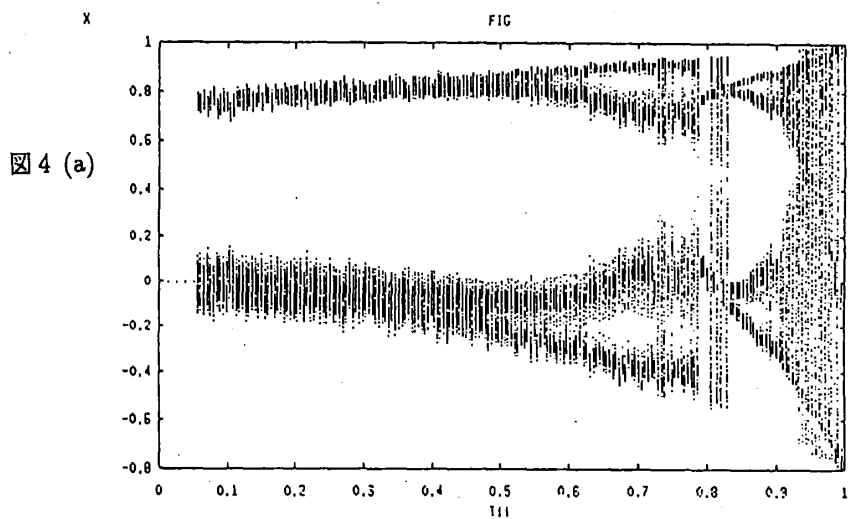


GCM においては  $T_{ii}$  の値が小さい時 Coherent Phase が生じていた。これは、全体がほぼ同一の値をとり、一塊になってカオス的運動をしている状態だった。この状態相の様子がここでは全く異なって見える。 $T_{ii}$  が小さい場合、そのコラムは他のコラムからの入力の影響を強く受ける。GCM においてはその結果が一塊になってカオス運動をすることに繋がっていたが、ここでは、系全体としては、周期的な状態が見えている。それを反映する形で、一塊の動きに、周期性らしきものが伺えることになる。(図 3 (b) で塊になって見える部分) GCM で Order 相を作っていたような  $T_{ii}$  に関しては、図 3 (a) からは Coherent 相と区別がつけ難いが、図 3 (b) において、塊からは離れて周期的に動いているものがその典型である(塊の中に隠れてしまっているものもある)。それらは、二周期や四周期の運動にゆらぎが加わったように見える。GCM の turbulent 相に当たるような  $T_{ii}$  のコラムは、同様の Turbulent な状態を示している。すでに述べた通り、 $T_{ii}$  の初期状態の与えかたにより各コラムの状態は様々であるが、一般に次の様な傾向はいえる。各コラムの状態を決める要因は、コラムの自己結合  $T_{ii}$  とモジュール全体の平均場の様子である。GCM において Turbulent な運動を示していた  $T_{ii}$  の値を持つコラムは、自己のダイナミクスを中心に動いている。そのため周囲のコラムの状態の影響は比較的小さくここでも Turbulent な運動をし、その状態は、GCM の時と大差ない。GCM で Order 相 (Partially Order も含む) を示すような  $T_{ii}$  の値を持つコラムは、ここでも周期状態を作ろうとするが、周囲のコラムが Turbulent に動き続ければ、その影響で周期状態は作れない。しかし、ある程度の秩序は残っている。コラムの動きとしては秩序状態を形成し、それが周囲からの雑音でゆらいでいるという感じである。(明確に定義はしないが、以後、簡単な周期状態にわずかなゆらぎが伴っている程度の時、秩序状態と呼ぶことにする)

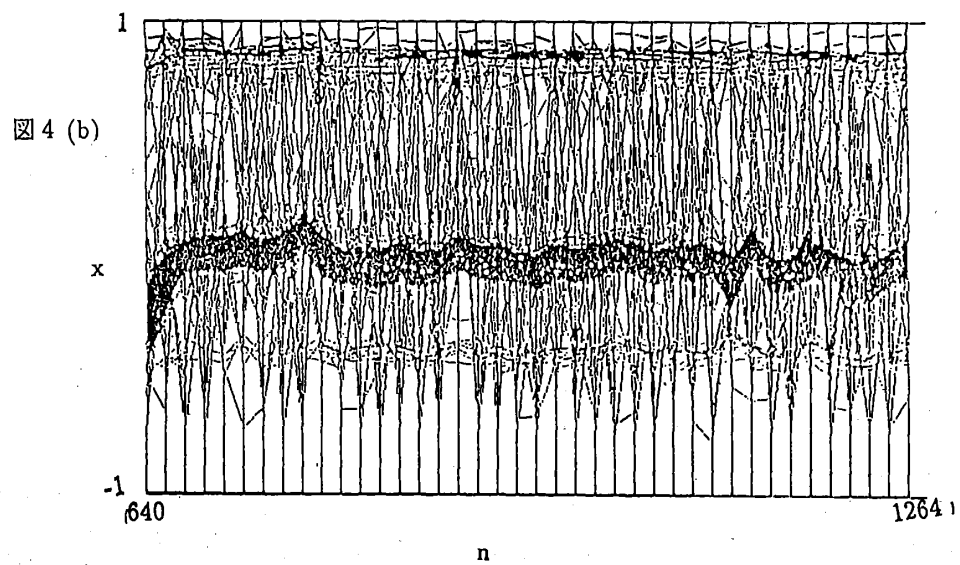
GCM で Coherent 相にある  $T_{ii}$  を持つコラムは、場の平均的な状態をほぼ反映し、自らの働きかけでなく場にひきずられる形で運動している。そのためこの相のコラムは、平均場の動きと同調することになる。その結果、この相のコラムはまとまって動いているように見える。その意味で、この状態のコラムを Coherent 相にあると表現し続けることにする。

次に、 $T_{ij}$  の一様性も排除する。具体的には、一様の場合のシミュレーションにおいて、 $T_{ii}$  を全く同様に決めた後 ( $x$  を含めて初期状態を揃えた。) 各コラムへの入力ごとに乱数をふり、和が  $(1 - T_{ii})$  になるように規格化した。シミュレーションの結果は、(図 4 (a), 4 (b))  $T_{ii}$  の違いによる  $x$  の値のとり範囲との関係が多少滑らかさを欠いているが、状態相という面からは、依然として  $T_{ii}$  は  $x$  の状態の指標でありうる。

図 4



$T_{ij}$ をランダムにとった。ただし、 $\sum_i^N T_{ij} = 1$



## 10.4 秩序化のシナリオ I

モデルに同期度  $y$  を加える。同期度はコラム内部に生じている同期集団を仮定して、その大きさを表しているのがあった。そこで、これと生理学的結合の値の積をとることで機能的結合の概念を持ち込む。

ところで、機能的結合は、今回のモデルにおいて、 $e_{ij}y_j$  と単純に見えるが、 $y$  自身が独自のダイナミクスで動いているので、事情は複雑である。

シミュレーションでは、 $y$  には適当な初期状態を与える。これは、コラムは、既に何らかの情報処理を行なっており、その結果、適当な同期が内部に生じている状態をモデル化している。この初期状態によって作り出されるモジュールの状態は、既に述べた通りである。

ここで、 $y$  の時間発展の規則を導入する。この規則は、次のような状況に対応している。

同期度  $y$  は、モジュールの外部からの入力を得ないと減少する。入力はある周期状態をなしている。各コラムは、その入力の周期状態から離れているほど、早く減少するものとする。

その関係を外部周期という形で与えた。外部周期は、ふつうはシミュレーションの初期状態として与える。同調定数はステップごとの減少の程度を決めるものである。改めて、モデルの式を記しておく。

$$\begin{aligned}x_i^{n+1} &= \sum_j^N T_{ij}^n F_i(x_j^n) \\T_{ij}^n &= \frac{y_j^n e_{ij}}{\sum_j^N y_j^n e_{ij}} \\y_i^{n+1} &= y_i^n (1 - \beta |x_i^n - x_i^{n-k}|) \\ \sum_i^N y_i^n &= 1 \text{ (規格化)}\end{aligned}$$

規格化は  $y$  の状態を観察しやすくするために行っている。(今回のモデルでは、 $T_{ij}$  の規則から、 $y$  は相対的な値だけが問題になっている。)

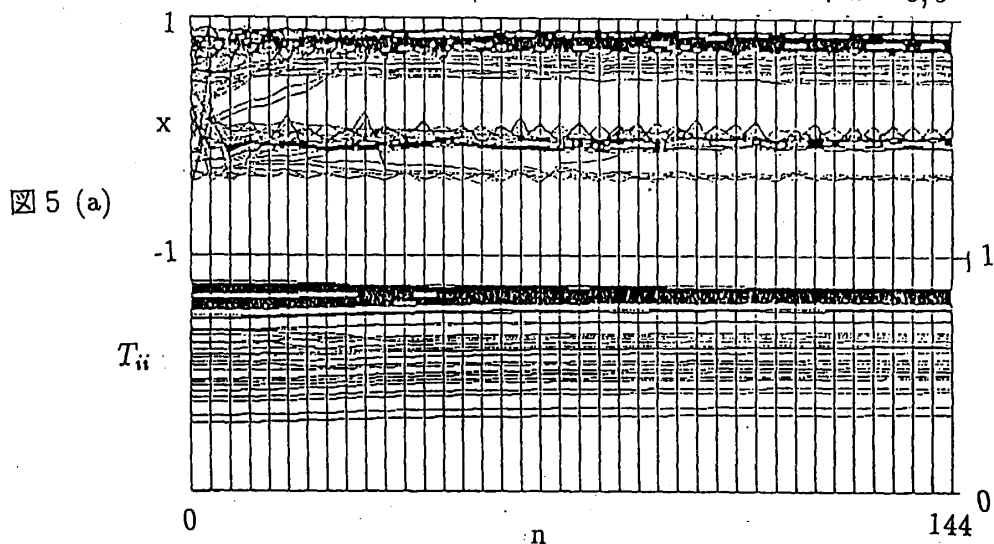
結合系の振舞いは、 $y$  や、 $e_{ij}$  などの初期状態に応じて様々で、一般的に述べるのは難しい。ここでは、代表的な二つの例について、説明する。一つは、外部周期を 8 に、もう一つは 3 に設定した。(図 5 (a)、図 5 (b)) 参照

図 5

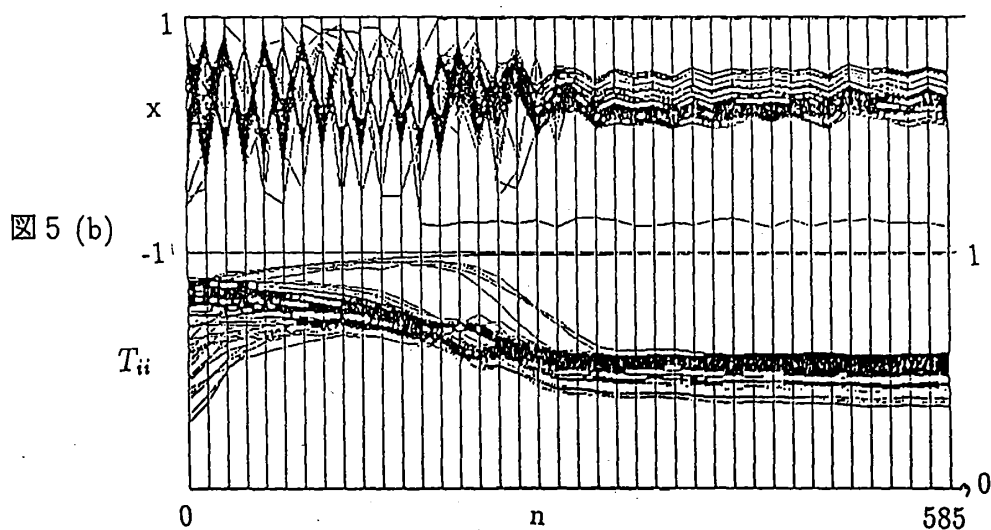
$N = 100, F(x) = 1 - 1.8x^2, \beta = 0.05, y_i = 1$  から 21 の範囲でランダム

$e_{ii} : 0.8$  から  $0.82$  の範囲でランダム,  $e_{ij} : \text{ランダム}$ ,  $x$  の初期配置 : ランダム

以上は (a)(b) とともに共通で、 $k$  だけが異なる。それぞれ、 $k = 8, 3$



モジュール内の各コラムが 4 または 8 周期に秩序化されていく様子が見える。



3 周期に秩序化。ペースメーカーが見える。

関数系としては、これまで通り Logistic Map である。以下、特に断らない限り  $a = 1.8$ ,  $x$  の初期値については適当な乱数をつかった。 $y$  の時間発展を入れなければ、既に述べたように、 $T_{ii}$  を指標として予測されるような多相共存の状態が生じる。そこに、 $y$  の時間発展の規則をいれることにする。その結果、内部に秩序状態が形成され始める。外部周期 8 では、モジュール全体としても内部のコラムレベルでも、外部周期として与えた 8 周期に同調している。(コラムによっては、4 周期になっているものもある。(パラメーターや初期状態については、図の側に記した。)) 外部周期 3 (一つめとの違いは同調定数だけで、その他のパラメーターは、全く同じである) では、モジュール全体が 3 周期に同調し、コラムレベルでも、3 周期に同調している。(ただし、完全な同調ではなくゆらぎがある)

$x$  の変化を追うことで、内部に秩序状態が形成され、外部周期と同調していく様子を見ることができる。(今回のシミュレーションでは、結合系における素子の振舞いが、厳密にカオスであるかどうかは調べていないので、秩序化という言葉は当てはまらないかもしれないが、便宜的にそう呼ぶ。)

図 5 (a) における秩序化では、 $y$  の時間発展以前に、8 周期状態に近い秩序を形成していたコラムが存在していて、それらの協調によって、より正確な 8 周期をつくりだしている。一方、図 5 (b) の方では、最初、3 周期に近い周期を持っているコラムは存在しなかった。それが、他のコラムよりも相対的に 3 周期に近いものが選り出される形で秩序状態を作っていくのである。この際、選り出されるものは、 $e_{ii}$  や最初の  $y$  のみで決定されるものではなく、例えば、選ばれるさいにパートナーをうまく見つけられるかというような問題も関連して、偶然性がある。

図 5 (a) の場合の秩序化のシナリオを協調シナリオ、図 5 (b) の時の秩序化のシナリオをペースメーカーシナリオと呼んで区別しておく。

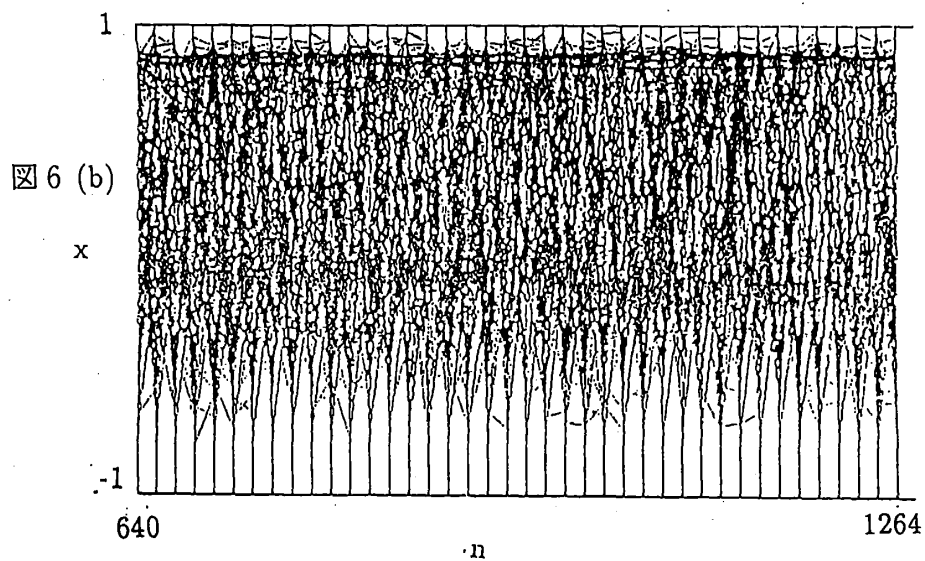
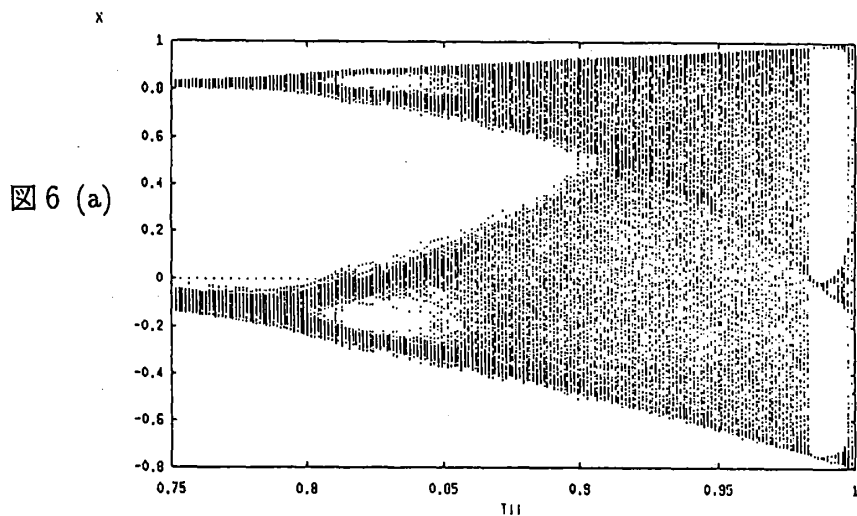
ここで秩序化した後の  $T_{ii}$  の値を見ると、図 5 (a) が平均化しているのに対して、図 5 (b) の場合は、二極化している点を二つのシナリオを区別する基準と見なし得るように思えるが、このことは実は本質ではない。その事を示すために、まず GCM の相図に付け足しをしておく必要がある。Logistic Map の GCM において、自己結合  $(1 - \epsilon)$  の値が大きいと一般には Turbulent に振舞う。が、自己結合が非常に大きいところで Order 相になっている場合が見つかった。ここで使っている  $a = 1.8$  のパラメーターでは、自己結合が非常に大きいところに 3 周期の秩序相が見い出せるのである。ここでは多相の共存する状態で 3 周期に近い運動を示すコラムが存在している例を示す。(図 6 (a), 6 (b)) 参照。



図 6

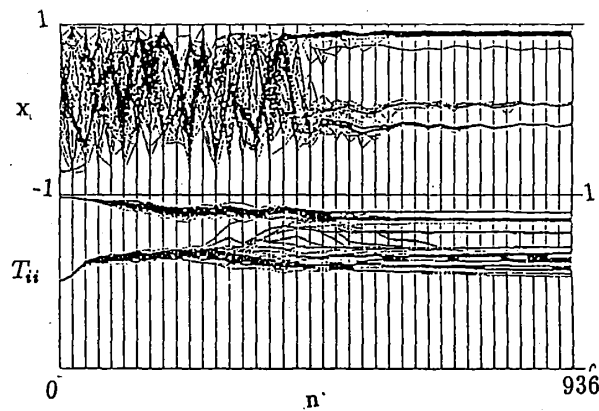
$T_{ii}$  : 200 個の素子に 0.75 から 1 まで等間隔に与えた、 $T_{ij}$  は一様  $(1 - T_{ii})/(N - 1)$

(a) は 960 から 1280 ステップの重ね書き。(b) は 16 ステップごとに描いたもの。  
GCM の相図には欠けていたが、 $T_{ii}$  が 0.99 付近に 3 周期の構造がある。



つまり、外部周期3の場合の秩序化における  $T_{ii}$  の二極化は、秩序状態をとり得る  $T_{ii}$  の値が非常に大きい値であるために起こったことであり、8周期の場合との本質的な違いではないのである。いずれも、Order 相と Coherent 相のコラムの組合せによって、秩序状態を形成している。(もちろん別の初期状態の場合に Order 相のみのコラムで秩序状態を形成する場合があることは、当然である。) ここで一つの重要な性質を指摘することができる。Order 相の  $T_{ii}$  をもつコラムが、その  $T_{ii}$  の値のまま留まれる秩序の周期は限定されている。個数や  $x$  の初期状態の影響も受けるが Logistic Map で  $a = 1.8$  の条件では、 $T_{ii}$  が 0.8 の近傍で単一のコラムレベルで、8周期に近い秩序を生じることが多いのに対し、3周期に近い秩序が生じることはない。逆に  $T_{ii}$  が 0.99 付近では3周期に近い秩序はできても8周期に近い秩序はできない。結局、ここでの二つのシミュレーションにおける、 $T_{ii}$  の値の二極化と平均化は、それぞれが秩序化する周期の値により安定した秩序状態を形成し得る  $T_{ii}$  の値が違っていることによっており、秩序化のシナリオとしての違いではない。二つのシナリオを区別するのは、別の観点からなのである。繰り返しになるが、外部周期への同調を競合的に起こし、選ばれたコラムが中心になって秩序化する場合をペースメーカーシナリオ、既に外部周期にほぼ同調していたコラムがバランスを取りながら同調をより強めて秩序化する場合のシナリオを協調シナリオと呼ぶことにする。(当然のことながら、分類はかなり曖昧である)。ペースメーカーシナリオで8周期に同調する場合を(図7)に示す。

図 7



$$k = 8, e_{ii} = 0.99 (i \leq 50), 0.5 (i > 50), N = 100, y_i = 1$$

$e_{ii}$  の初期状態の選び方によって、最初は8周期に近い運動をする素子はなくしてある。が、すぐにペースメーカーが飛び出して来る。

秩序化の様子は、 $F(x)$  をどういう関数にするかによって大きく変わる。しかし、条件を適当に設定すれば、Logistic Map の場合同様の秩序化シナリオが次のような関数 ([30] に、Neuron-like model として扱われているものであるが、ここでは、単にカオスを生じる関数という以上の意味合いはない。)  $F(x)$  でもみられた。

$$F(x) = \begin{cases} (x - 0.125)^{\frac{1}{3}} + 0.50607357 \exp(-x) + b & (x < 0.3) \\ 0.121205692 [10x \exp(\frac{-10x}{3})]^{19} + b & (x > 0.3) \end{cases}$$

また、Circle Map でも多少扱いは異なるが同様のシナリオが確認できた。

## 10.5 同調可能な周期

### 10.5.1 機能的特異性

外部周期とすべてのコラムの周期が一致すると、同期度の以後の時間発展は厳密に 0 になる (コラムの周期が、外部周期の約数である場合も含まれる)。そこでこの状態が安定なら、モジュールはそのまゝの状態を保ち続ける。

今、モジュールの内部周期が外部周期と同調したと考える。同調は、各コラムのレベルで生じている。コラムの中には GCM という Order 相にあるものがあるはずである。この運動がモジュール内部の周期を制約している。Order 相にないものは、Coherent 相にあり、Order 相の作る周期に同調している。結局同調が起るのは、まず外部周期と同じ周期を自己のダイナミクスで生成できるコラムがあり、そうしてできた状態が安定である場合に限られる。そこで、同調できる周期には制約がある。一つは、コラムの性質からの制約である。Logistic Map での秩序化の例 (図 5 (b)) では、3 周期への同調が見られた。その時の Order 相のコラムとは、自己結合が 0.99 を越えるような大きな値を持っているもので、それが自己のダイナミクスとして 3 周期を持っていることは、GCM の段階 (自己結合を多様にした GCM のモデル) で見えていた。ここで Logistic Map のパラメーター  $a$  を変えて、例えば 1.64 にしてみる。すると、GCM の段階 (自己結合を多様にした GCM のモデル) で 5 周期の構造が見え、実際 5 周期に同調する秩序化の例を作ることができる。そこで、GCM のモデル、自己結合を多様にした GCM のモデルを調べれば、コラムが同調可能な周期を予想できる。 $a = 1.8$  の時、3 周期に同調可能だが、5 周期への同調は困難である。 $a = 1.64$  の時、5 周期に同調可能だが、3 周期への同調は、困難である。これを、コラムの機能的特異性の問題と考えることが出来る。パラメーター  $a$  の値は、素子の機能的特異性を抽象化したものと考えられるのである。

今回のモデルでは、各コラムにおけるパラメーターの値 (Logistic Map の  $a$ ) は、モジュール内一様にしてある。ここに多様性をもたせたらどうであろうか。実は、パラメーターの与えかたをうまく選べば、同一のときよりも遥かに多数の外部周期に

同調することが出来る。しかしこれは、ある意味では当然のことである。モデルは、選択的な同調を足掛に、協調し、集団として同調する。機能的特性の様々なものが、混在していれば、それだけ集団の応答のバラエティは、増すだろう。しかし、“機能的シナプス結合は、同じ特異性を持つ、ニューロン間で見られた、” というような実験の報告もある [22]。同種の素子が、どのような結合の変化を通じて、様々な機能を獲得していくことができるのか、まずはそれが知りたい。機能的に異なるものが混在した系の問題は、当面先送りする。

### 10.5.2 生理学的結合

モジュールが、どんな外部周期に同調可能か。次に、生理学的結合による制約を考える必要がある。

GCM は秩序化という観点からは、今回のモデルの特殊な例と考えることも出来る。GCM は、自己結合の値によっては、複雑な周期のアトラクターに落ちる。これを可能にしているのは、一様性から来る協調だろう。どのような協調が可能か。生理学的結合は、モデルの運動に制約を与える。今回のモデルでは、生理学的結合は、初期値として与えられ、その後は固定されている。結合系が外部周期との同調の度合いに応じて時間発展していくとき、生理学的結合は、機能的結合のバラエティを規定する。そのために、外部周期との同調の可否を決める、かなり強い条件として働く。このことは、モデルが周期安定状態を探索する障害となるようにも思える。が、脳のモデルという立場からすると、生理学的結合が記憶として働き、機能的結合によるパターンを規定しているのだと考えられる。

## 10.6 状態の遷移

### 10.6.1 複数の周期状態間の遷移

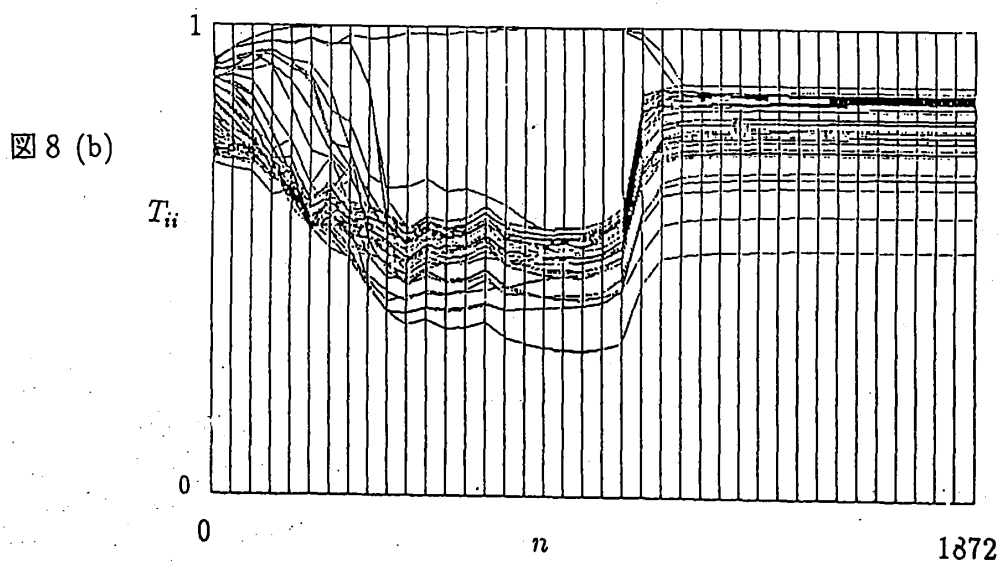
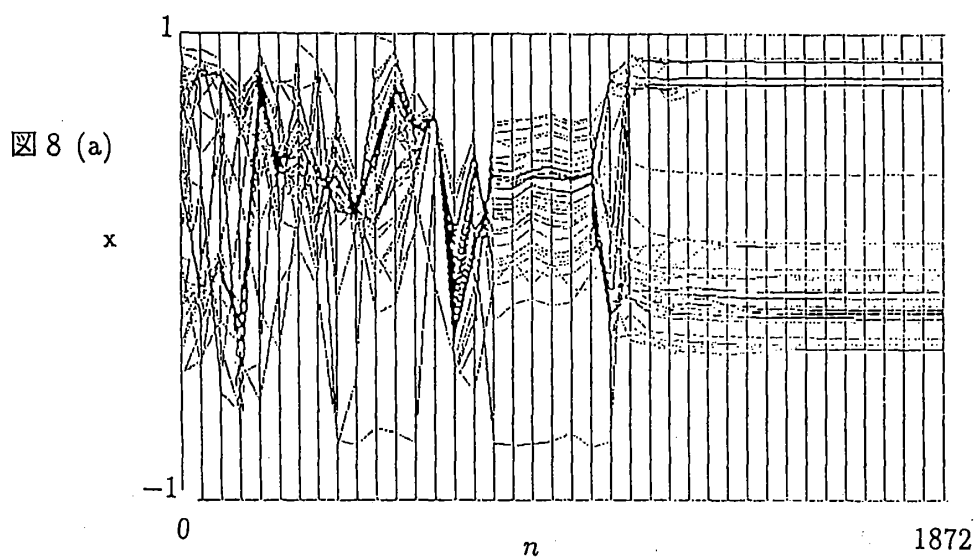
モジュールは、複数の外部周期と同調する。そこで、外部周期をシミュレーションの途中で変えることによって、最初に秩序化した状態とは別の周期の秩序状態へと遷移させることができる。(図 8 (a), 図 8 (b)) に示したシミュレーションでは、最初外部周期は 3 であった。そこで、モジュール内部に 3 周期に同調するペースメーカーコラムが生じ、やがてモジュール全体が 3 周期に秩序化した。ここで、その状態のまま、外部周期を 8 に変えた。モジュールの状態は、新たな外部周期のもとでは、秩序化しているとはみなされない。コラムの中で、新たな外部周期に同調しやすいものが選ばれ、今度は 8 周期に同調した秩序化が起きた。

図 8

$N = 48, \beta = 0.05, y_i = 1, e_{ii} : 0.7 \text{ から } 0.95 \text{ の範囲でランダム}, e_{ij} : \text{ランダム}$

$$k = 3(n \leq 1000), 8(n > 1000)$$

外部周期の変更に伴って、形成されていたモジュール内部の秩序が崩れ、新たな秩序が形成された。



### 10.6.2 同一周期状態間の遷移

モジュールの示す周期が同一であっても、コラム間の位相差情報が異なれば、当然別のパターンとして扱うべきである。そのパターンをどのように評価し、分類すべきか。事情は、複雑である。ここでは後の考察のために、念の為周期は同じでも位相差情報の異なるパターンが存在している事だけを注意しておく。まず周期性で符号化され、ついで位相で符号化される、そういう階層的な符号化の可能性が指摘できる。

## 10.7 複数の周期の共存

ここまでモジュールの中のすべてのコラムの外部周期を同一にしていた。それを、各コラムごとに決めることによって、複数の周期への同調が共存した状態を作ってみる。

モジュール内のコラムを二つのグループに分け、各グループに別の外部周期を与えた。ここでは、Logistic Map  $a = 1.8$  をコラムとして選んだときの例を示す。100個のコラムを50個ずつに分け、それをグループ1、グループ2と名付ける。グループ1の外部周期を  $k_1$ 、グループ2の外部周期を  $k_2$  とする。一方の外部周期が多方の約数になっている場合の共存の例を最初に示す。 $k_1$  を2、 $k_2$  を4としてシミュレーションを行なった。その結果を、(図9)、(図10(a)、図10(b))に示した。図9から秩序化の様子が、図10から、それが2周期と4周期に別々に同調していることが分かる。

次に、 $k_1$  を4、 $k_2$  を3としてみる。初期状態の選び方が難しいが、可能であることは、(図11)、(図12(a)、12(b))から分かる。このとき、それをモジュールレベルで眺めると、12周期の秩序を構成したと見なすこともできるだろう。一般化していえば、外部周期の違うグループが合わさり、各グループがそれぞれの外部周期に同調を果たすと、全体としては公倍数に同調した秩序状態と見なすことができる。このことは、コラムレベルでの周期とモジュール（あるいはグループ）レベルでの周期を区別することの重要性を示唆する。実は、逆の立場、全体に同じ外部周期が与えられ、それへの同調が起こっている時、コラムレベルでの周期は、約数周期を区別すれば、その周期によるグループ分けが可能だった。既に外部周期8の時に、コラムレベルでは4周期の秩序をつくっているものが存在した(図5(a)参照)。同様のことが、外部周期12の場合も起こることを示す。(図13)がその例である。完全な同調ではないので分かりづらいが、コラムレベルでは、3周期、4周期(ゆらいでいるので、8周期にも見える)、12周期の共存が見える。(図14)

モジュールが同じ外部周期への同調を果たしていても、その内部状態はどのような周期グループを形成しているかという観点から、内部状態を区別することができ

る。またその逆に、別の外部周期に同調するグループが合わさった時、どのような周期が合わさるかによって、モジュールの発する信号の周期は変わってくる。つまり、モジュール全体としての周期、'コラムの位相関係に加えて、モジュール内部の周期グループの構成という形で情報の符号化も行なわれ得るのである。

図 9

$e_{ij}$  : 0.7 から 0.95 の範囲でランダム、 $y_i$  : 1 から 11 の範囲でランダム

$e_{ij}$  : ランダム,  $Group1(i \leq 50)$ ,  $Group2(i > 50)$ ,  $k_1 = 2$ ,  $k_2 = 4$

$n = 400$  から  $\beta = 0.05$  による時間発展させる。(それまでは、 $\beta = 0$ )

2 周期と 4 周期の共存した秩序が生じた。

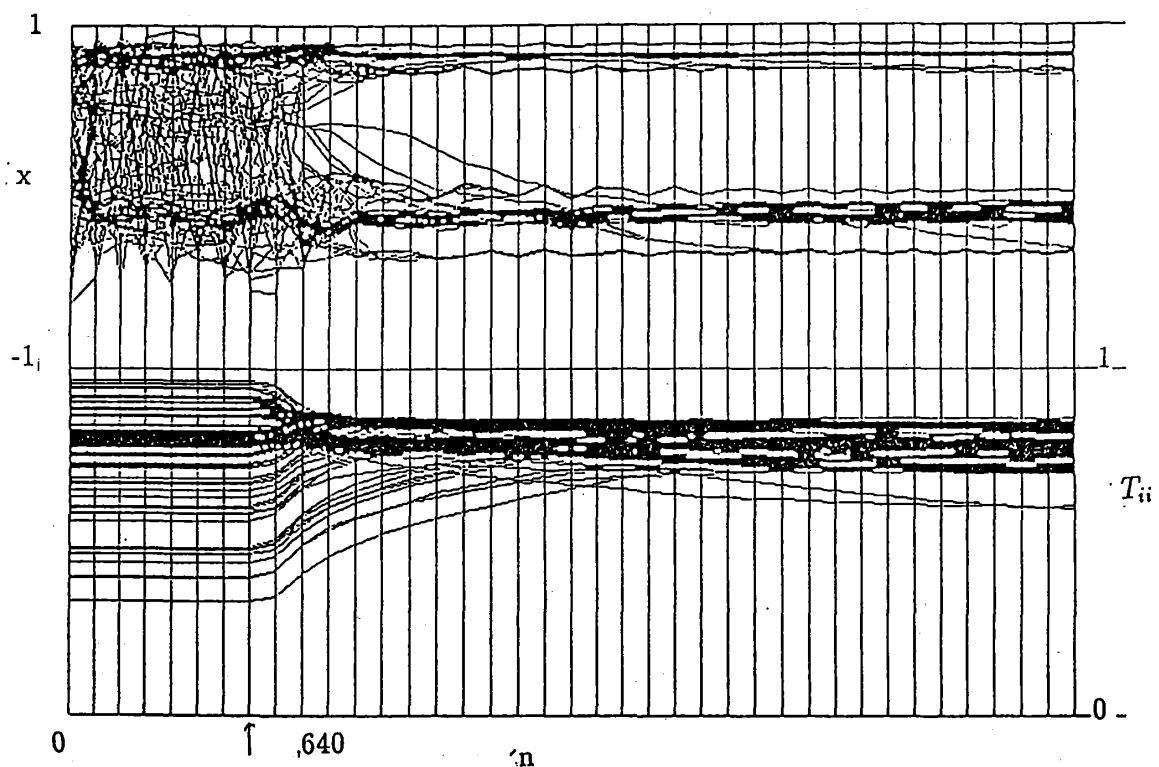


図 10

図 9 のコラムの状態をコラムの番号と位相、自己結合係数の値の関係から見た。  
2 周期と 4 周期の共存した様子が分かる。中間領域に孤立して見えるのは、Coherent  
相にあるもの。

(a),(b) とも 2400 から 2500 ステップの重ね書き

図 10 (a)

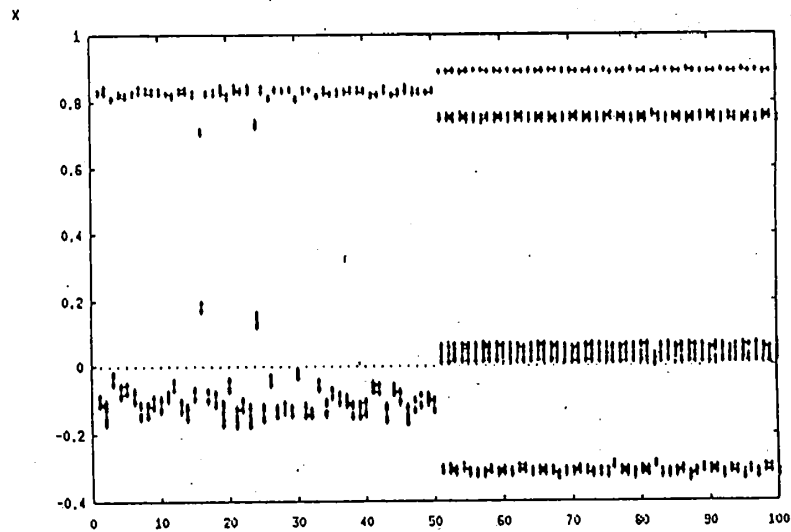


図 10 (b)

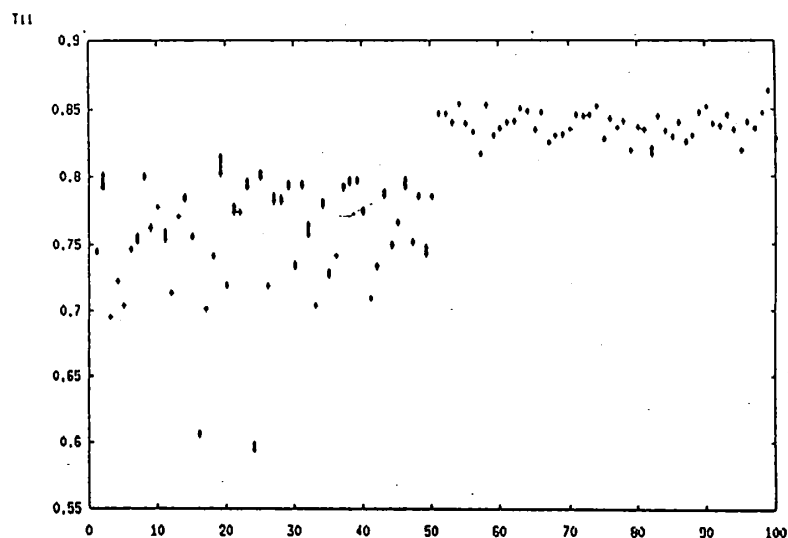




図 1 1

$e_{ij}$  : 0.7 から 0.95 の範囲でランダム ( $i \leq 50$ ) 0.99 から 0.995 の範囲でランダム ( $i > 50$ )

$y_i$  : 1 から 11 の範囲でランダム

$e_{ij}$  : ランダム,  $Group1(i \leq 50)$ ,  $Group2(i > 50)$ ,  $k_1 = 4$ ,  $k_2 = 3$

$n = 480$  から  $\beta = 0.05$  による時間発展させる。(それまでは、 $\beta = 0$ )

3 周期と 4 周期の共存。

外部周期にうまく同調できないものは、Coherent 相にいく。

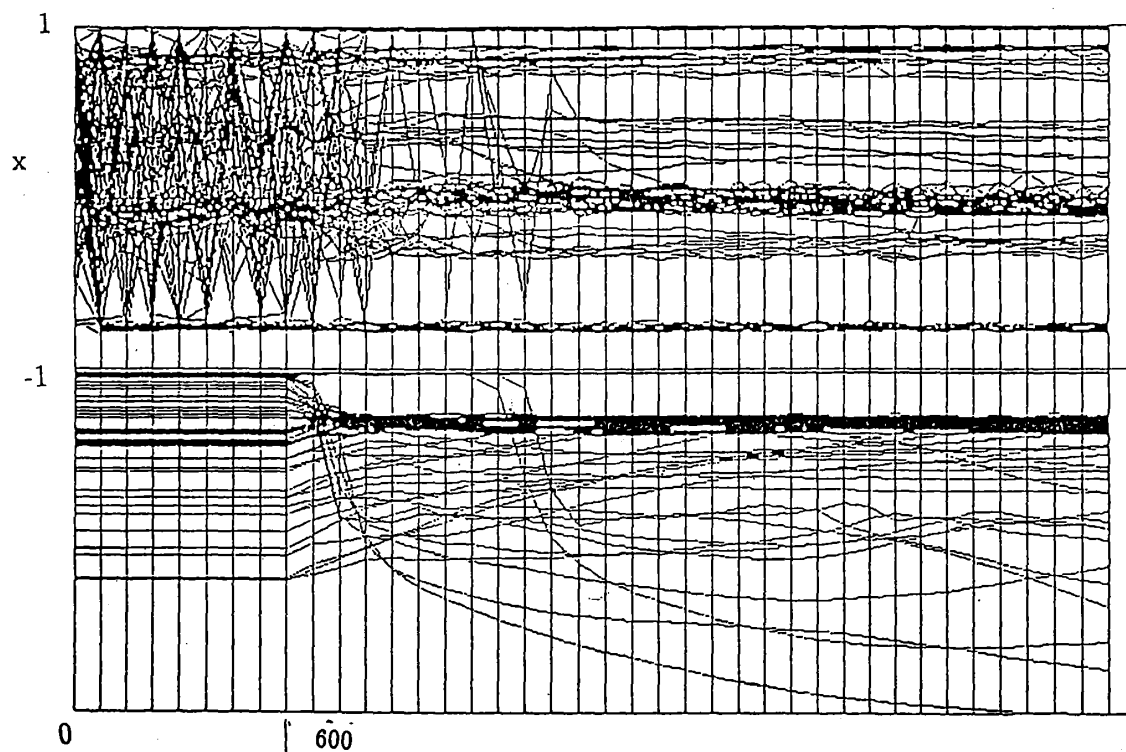


図 1 2

図 1 1 のコラムの状態をコラムの番号と位相、自己結合係数の値の関係から見た。3 周期と 4 周期の共存した様子が分かる。中間領域に孤立して見えるのは、Coherent 相にあるもの。

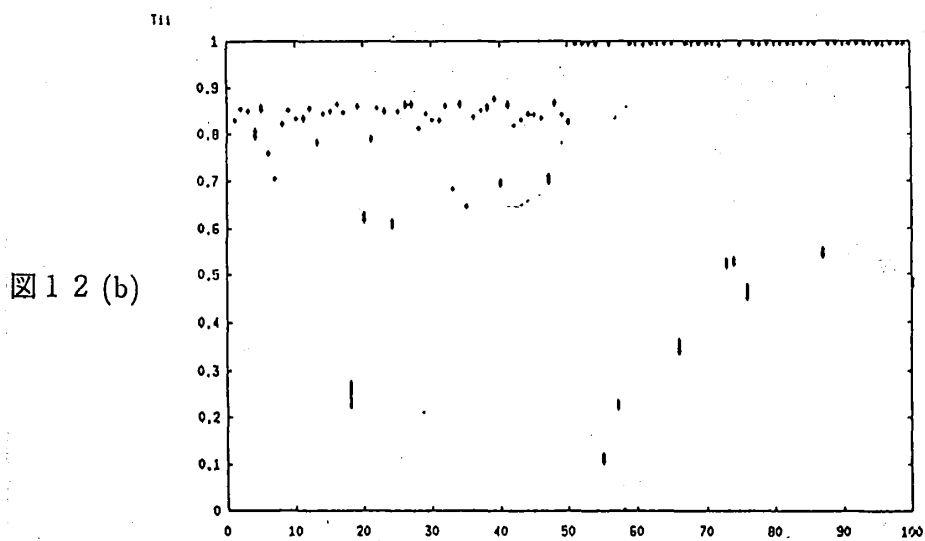
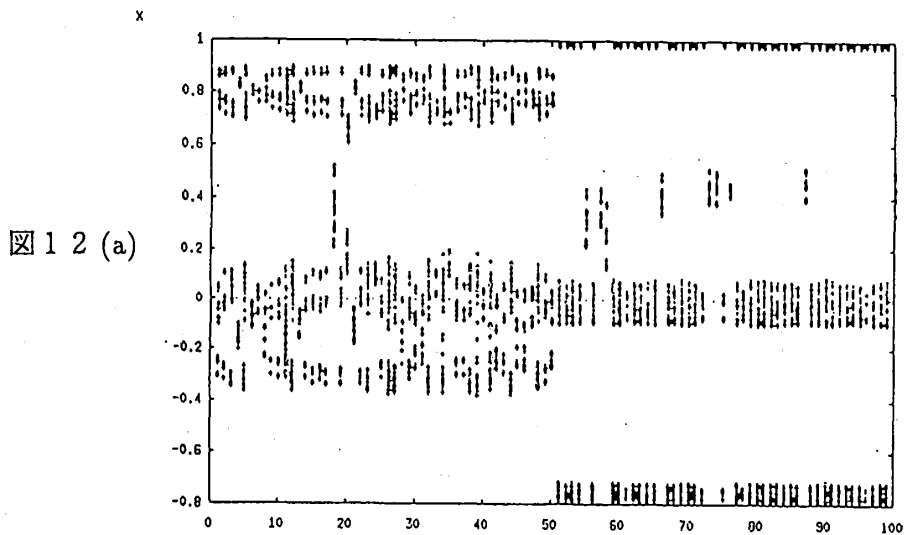


図 1 3

$e_{ij}$  : 0.99 から 0.995 の範囲でランダム ( $N = 100$ ),  $y_i$  : 1 から 11 の範囲でランダム

$e_{ij}$  : ランダム,  $k = 12$

1 2 周期への同調。モジュール内部が幾つかの部分集団に分かれているのが見える。

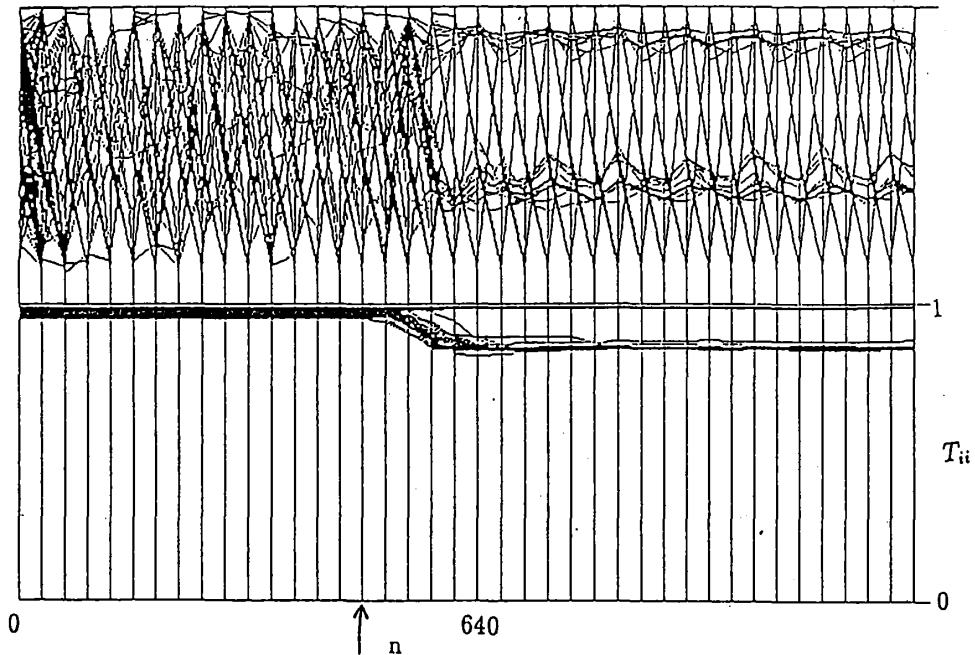
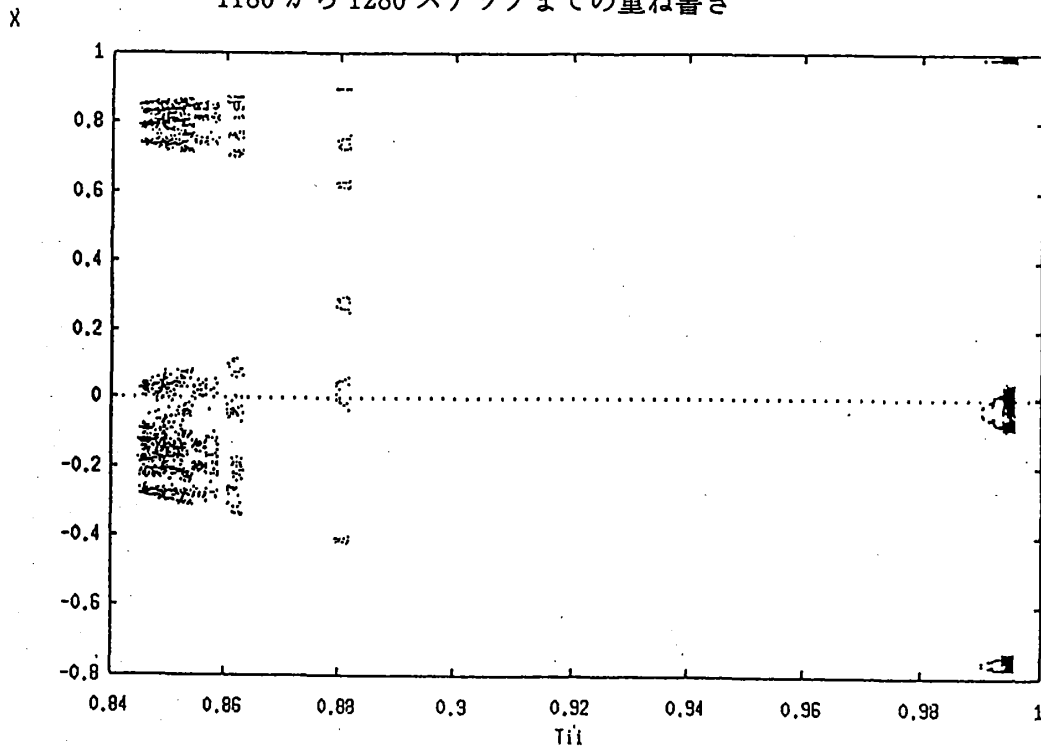


図 1 4 図 1 3 を  $T_{ii}$  と  $x$  の関係で見たもの。  $T_{ii}$  を指標として、3 周期と 4 周期に分かれている。中間の領域には、1 2 周期の構造が見えている。

1180 から 1280 ステップまでの重ね書き



## 10.8 カオスニューラルネットワーク

人工的なニューラルネットワークの研究の多くは、生理学的に同定されている単一のニューロンの入出力関係を機能単位の応答としてモデル化している。が、今回の研究では、ニューロンの集団としての振舞を、カオスと、その制御という、より一般的な問題として捉え、既存の人工的ニューラルネットワーク研究の枠組みにはこだわらなかった。とはいえ、カオスニューラルネットワークの研究とは、当然のことながら関連が深い。野沢によるカオスニューラルネットワーク [31] に、今回のモデルに用いた機能的結合の考えを導入してみた。

野沢によるモデルとその振舞を要約しておく。

### 10.8.1 モデルの定義

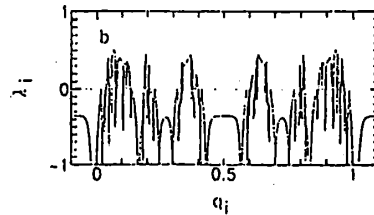
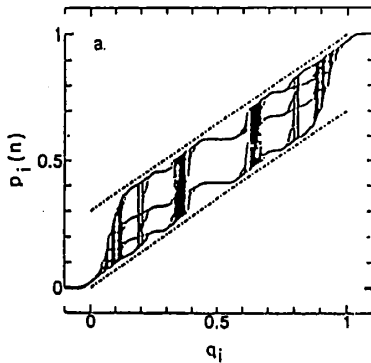
$$p_i(n+1) = F_{q_i(n)}\{p_i(n)\}$$

$$q_i(n) = \frac{1}{T} \left\{ \sum_{j \neq i}^M T_{ij} p_j(n) + I_i \right\}$$

with

$$F_q(p) = rp + (1-r) \left[ 1 - \frac{1}{2} \left\{ 1 + \tanh\left(\frac{p-q}{2\beta}\right) \right\} \right]$$

今、他との結合を断ち切った素子の振舞いを調べる。その場合  $\frac{I_i}{T}$  が、コントロールパラメーターになる。素子の分岐図とリアプノフ数を論文 [31] から引用しておく。(H.Nozawa(Chaos 1992) より)



(a) Bifurcation diagram of one-dimensional map  $F_q$  ( $r=0.7$ ,  $\beta=0.006$ ) for  $q_i$  is shown. Two parallel dashed dotted lines show  $p_i(n) = r q_i + (1-r)$  and  $p_i(n) = r q_i$ . (b) The Lyapunov exponent  $\lambda_i$  of one-dimensional map  $F_q$  for  $q_i$  is shown. The dashed line shows  $\lambda_i = 0$ .

### 10.8.2 モデルの振舞い

次に、結合系を考える。結合  $T_{ij}$  は、ベクトルパターン  $V^s (= \{V^s_1, \dots, V^s_M\}, s = 1, \dots, N)$  を用いて、次のように与えられる。

$$T_{ij} = \sum_{s=1}^N (2V^s_i - 1)(2V^s_j - 1)$$

( $i \neq j$ ) ホップフィールドのモデル [32] では、このベクトルパターンを極小値に持つある関数（エネルギー関数）が定義でき、モデルは、その極小値に向かって時間発展することが証明できる。そこで、埋め込まれたベクトルパターンを記憶内容とみなす連想記憶のモデルが提唱されている。野沢のモデルにおいては、自己結合 ( $T_{ii} = T$ ) を弱くすれば、パターンの回復という意味で、同様に振舞う。今、次のページの図のようにパターンが埋め込まれている。ここで、

$$q_i = \frac{I_i}{T} = 0.09$$

として、素子は、他からの入力がある時にカオティックに振舞うように設定しておく。モデルの示すベクトルパターンは、次のように符号化する。

$$\phi(n) = \{\phi_1(n), \dots, \phi_M(n)\}$$

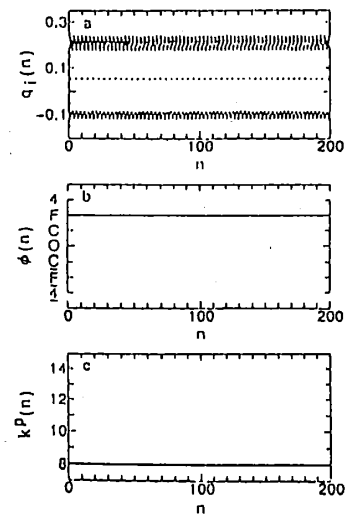
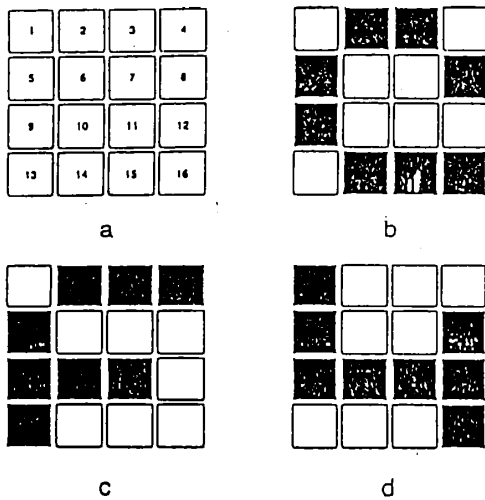
$$\phi_i(n) = \begin{cases} q_i(n) > \bar{q} \rightarrow 1 \\ q_i(n) < \bar{q} \rightarrow 0 \end{cases}$$

with

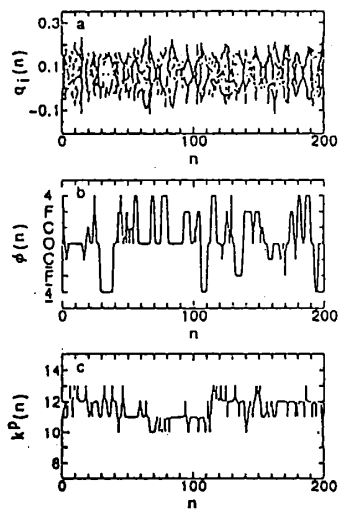
$$\bar{q} = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{nM} \sum_{k=0}^{n-1} \sum_{i=1}^M q_i(k)$$

モデルの振舞いは、自己結合  $T$  をパラメーターとして、3 種類に分類される。典型的な振舞いを示した図を論文から引用する。 $T = 13.1$  では、あるパターンを回復している。 $T = 15$  では、すべての埋め込みパターンを含む様々なパターンをカオス的に訪れている。 $T = 17.2$  では、いくつかの埋め込みパターンを周期的に訪れている。

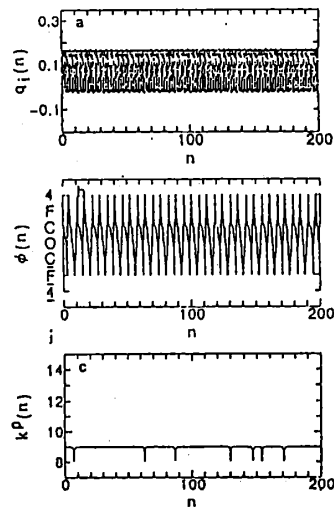
このページの図はすべて、H.Nozawa(Chaos 2(3)1992) 文献 [31] より引用



Behavior of the variable  $q(n)$ , the vector pattern  $\phi(n)$ , and the cluster number  $k^P(n)$  in the region [Fig. 8(a)] ( $T=13.1$ ) are shown ( $r=0.7$ ,  $\beta=0.006$ ). (a)  $q(n)$ , (b)  $\phi(n)$  [the symbol  $\circ$  means "other" (not memory) patterns], (c)  $k^P(n)$ ,  $n=100\,000, \dots, 100\,200$ .



Behavior of the variable  $q(n)$ , the vector pattern  $\phi(n)$ , and the cluster number  $k^P(n)$  in the region [Fig. 8(b)] ( $T=15$ ) are shown ( $r=0.7$ ,  $\beta=0.006$ ). (a)  $q(n)$ , (b)  $\phi(n)$  [the symbol  $\circ$  means "other" (not memory) patterns], (c)  $k^P(n)$ ,  $n=100\,000, \dots, 100\,200$ .



Behavior of the variable  $q(n)$ , the vector pattern  $\phi(n)$ , and the cluster number  $k^P(n)$  in the region [Fig. 8(c)] ( $T=17.2$ ) are shown ( $r=0.7$ ,  $\beta=0.006$ ). (a)  $q(n)$ , (b)  $\phi(n)$  [the symbol  $\circ$  means "other" (not memory) patterns], (c)  $k^P(n)$ ,  $n=100\,000, \dots, 100\,200$ .

### 10.8.3 機能的結合の適用

野沢モデルの振舞いは、自己結合の大きさに依存してカオス状態になるかパターンを回復するかが決まる。パターンが回復した時の  $q$  の値を見ると、(これまでのモデルと対応をつければ、位相に当たる) は、周期状態になっている。そこで、今回の研究で導入した機能的結合の考えを、このモデルにも持ち込んでみる。(ただし、埋め込まれたパターンを重視して、機能的結合を自己結合にのみ持ち込んだ。つまり、コラムへの入力相対荷重は、埋め込みパターンが残ることになる。機能的結合をいれたモデルという立場からすると、外部周期によって、コラムの内部同期度が変わり内部結合が機能的に変化するのである。) 野沢モデルの  $T = T_{ii}$  を生理学的結合の  $e_{ii}$  と同期度  $y_i$  の積と置きかえるなどして、これまでのモデルと対応させる。念のためモデルの式を書いておく。

$$p_i(n+1) = F_{q_i(n)}\{p_i(n)\}$$

$$q_i(n) = \frac{1}{T_{ii}} \left\{ \sum_{j \neq i}^M T_{ij} p_j(n) + I_i \right\}$$

with

$$F_q(p) = rp + (1-r) \left[ 1 - \frac{1}{2} \left\{ 1 + \tanh\left(\frac{p-q}{2\beta}\right) \right\} \right]$$

$$T_{ii} = e_{ii} y_i$$

$$y_i^{n+1} = y_i^n (1 - \beta |x_i^n - x_i^{n-k}|)$$

$$\sum_i y_i^n = N(\text{規格化})$$

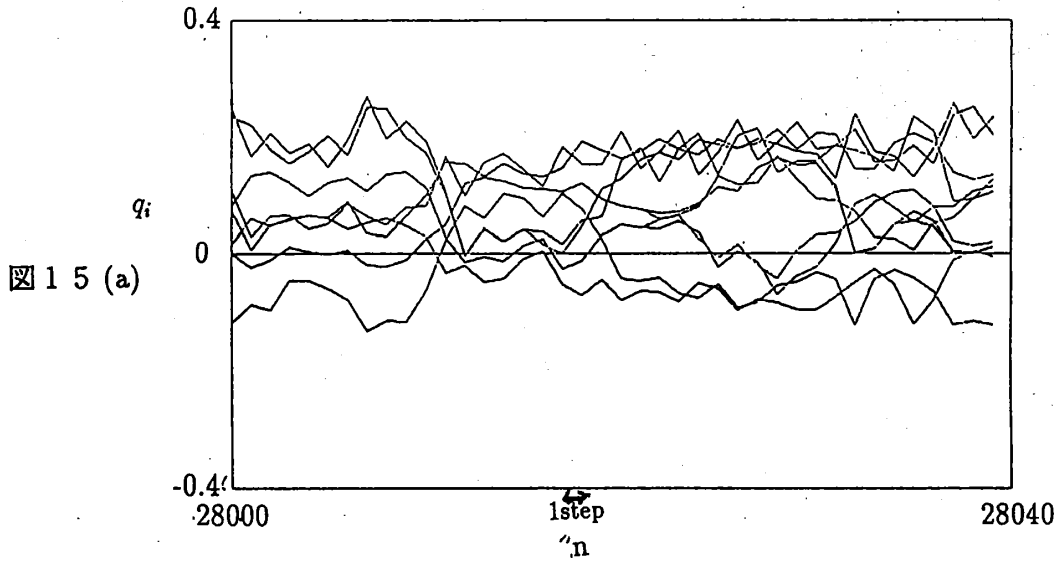
### 10.8.4 シミュレーションの結果

ネットワークがカオス的に動く領域に自己結合を設定する。同期度  $y$  の時間発展を行わせなければ、ネットワークは、すべての埋め込みパターンを含む様々なパターン間を遍歴しつづける。その様子を (図 15 (a)、図 15 (b)) に示した。埋め込んだパターンやパラメーターは、引用した文献に従った。図 15 (a) は、 $q$  の動きを、図 15 (b) は、パターンの遷移を示している。引用文献に記されている通り、この時の運動は、すべての埋め込みパターンを含む様々なパターンを遍歴し続ける。これは、過去の記憶状態を次々と想起している状態のカオス的描像であり、脳の情報処理におけるカオスの有用性を示している。

図 15

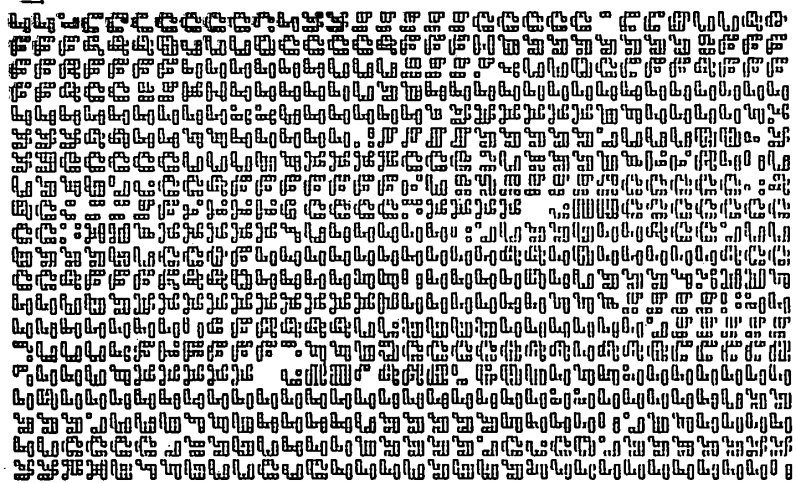
$$T_{ii} = 14, y_i = 1$$

T はカオス領域なので、埋め込まれたパターンを遍歴している。



5760 から 6399 ステップ

図 15 (b)





そこに、自己結合強度の時間発展の規則を与えてみる。外部周期を3としたのは、既に他のモデルで述べた通り素子の性質から来る同調可能と推察できる周期である。実際にシミュレーションを行なってみると、ネットワークは、外部周期に同調し一つの埋め込みパターンに落込んだ。(図16(a)、図16(b))、(図17)は、自己結合の終状態)これは、次のように解釈できる。ここで使っているモデルは、素子のレベルでカオスが加わって、一つのパターンにとどまらず遍歴する性質がある。そこに外部周期による周期状態への秩序化が加わることで、遍歴傾向が収まり、ホップフィールドのモデルの性質からくる埋め込みパターンの回復が生じた。簡単な応用にすぎないが、この結果を、先に言及した一般の非線形写像系のモデルにおける生理的結合による制約と機能的結合によるパターンの探索の問題の具体例と見なすことが可能だろう。

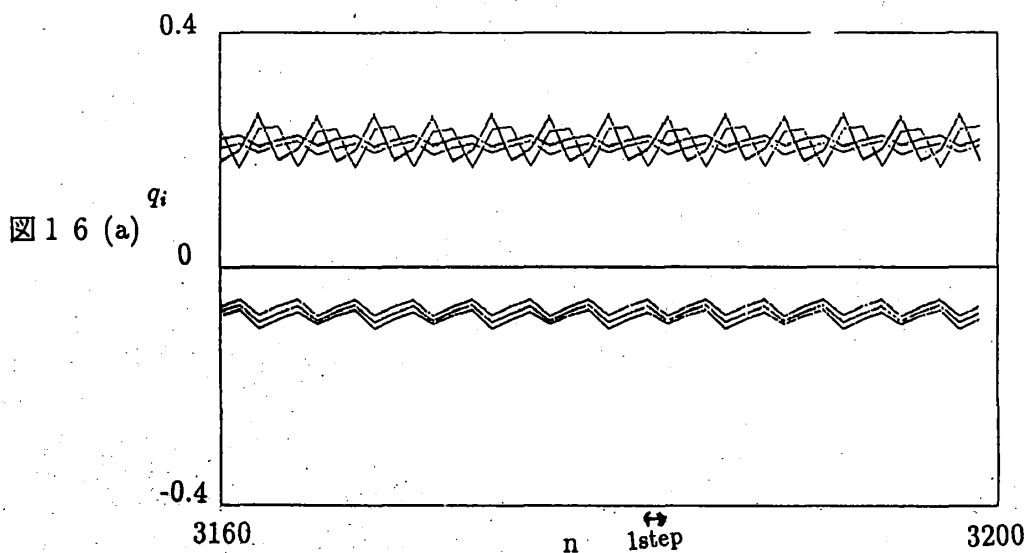
コラム間の生理学的結合に、パターンの記憶を埋め込むことができる。機能的結合効率、各コラムの活動状況(同期度)と生理学的結合の制約の中で、外部の環境と適応するような秩序状態を作る。そのとき、モジュールは、周期性と内部のパターンという階層的な符号化を生じているのである。

図16

野沢モデルに自己結合係数の時間発展の考えを導入した。

埋め込まれたパターンの一つに落ち着いた。そのとき、 $q_i$ は3周期の構造を持っていた。

$$T_{ii} = 14, y_i : \text{初期状態は } 1, k = 3$$



1280 から 1919 ステップ

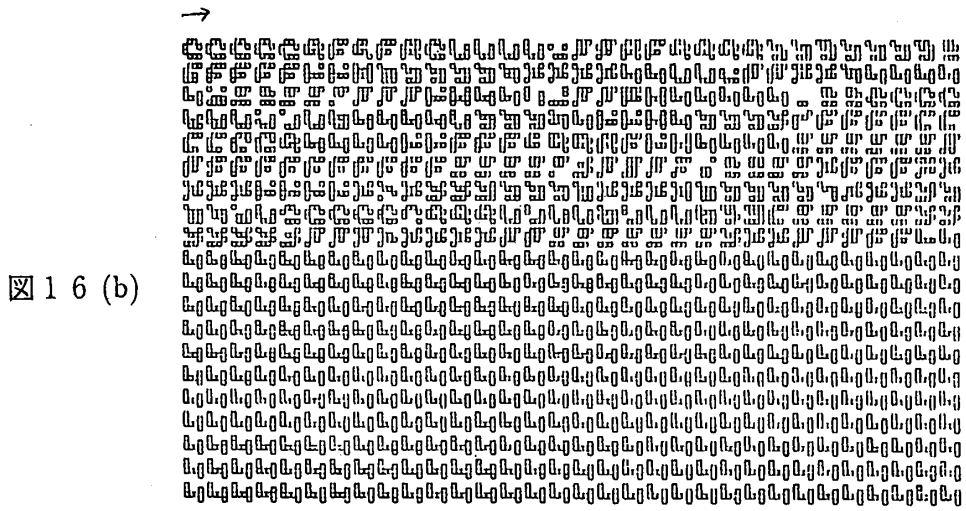
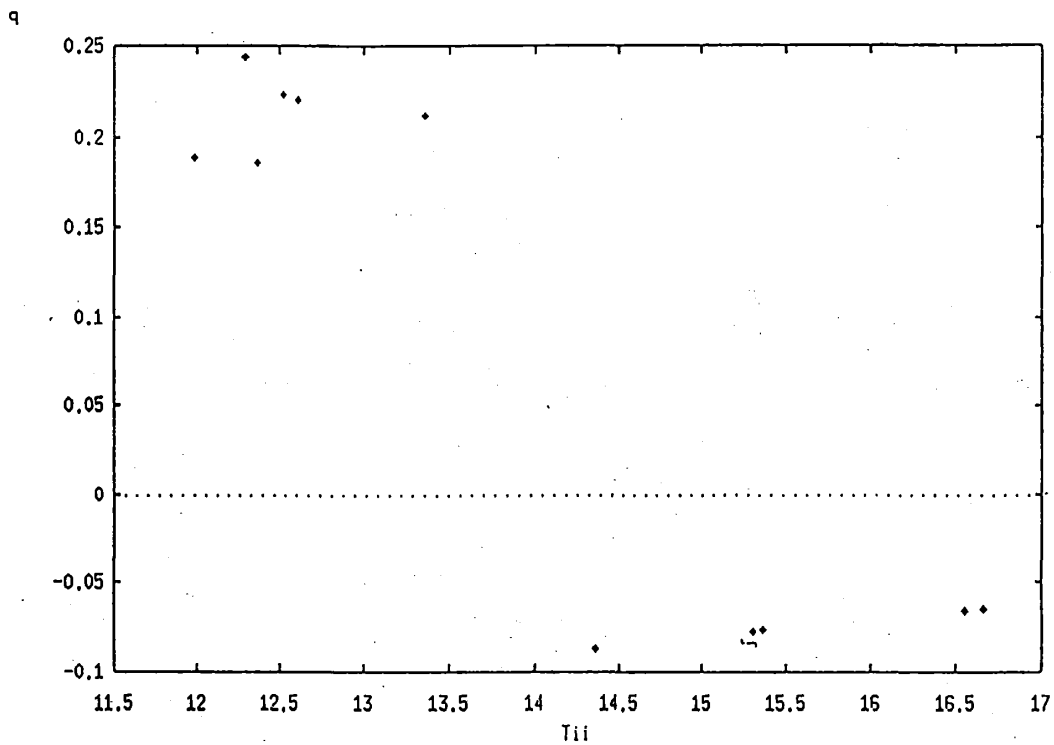


図 16 (b)

図 17

図 16 に示したシミュレーションの  $T_{ii}$  の終状態



## 11 結論

最近のいくつかの実験は、ニューロンの同期が脳の情報処理に重要な役割を果たしている可能性を示唆している。

そこで、私たちは、タスク処理レベルで動的振舞いを示す同期ニューロン集団間に安定な秩序状態が生じることが、情報の符号化に不可欠なものであると仮説をたて、その検証を試みようとした。

出発点としたモデルは、非線形写像を、同期したニューロン集団の位相とみなし、そこに集団の大きさ（活動度）の時間発展という概念を導入したものをコラム素子とする結合系である。

その系は、外部に想定した周期秩序を反映して、同期集団の活動度が内部のダイナミクスで時間発展することによって周期秩序状態を形成した。これは、タスク依存の入力構造に、安定な周期秩序状態を仮定したとき、出力はこれに応答する形で、安定な周期秩序状態を形成するような処理系が脳内に期待出来ることを示している。

そこでは、各同期ニューロン集団間の周期、位相の関係性に加えて、集団間の大きさの関係性も情報の符号化に働き得るだろう。

また、今回調べた系には、生理学的結合とは区別された形で、ニューロンの同期集団の動的性質によって生じるニューロン間の結合の急激な変化を、機能的結合として取入れた。

私たちは、“記憶（学習）”を、生理学的結合によって系内に生じる安定な秩序状態とみなす、よく知られた仮説に、“認知”を、機能的結合によって系内に生じる安定な秩序状態と見なす仮説を併記できると考えている。

この仮説を検証するために、学習パターンを、埋め込まれた結合としてもつカオスニューラルネットワークを用いたシミュレーションも行った。結果はまだ不十分ではあるが、今後への期待を残した。

今回の研究の目的は、私たちが漠然と考えたシンクロコーディングモデルを構成するための基礎的な知識をえることにあった。今回調べたモデルの振舞いから得た知識は、今後、同期ニューロン集団間の競合、選択、協調というニューラルダイナミズムの観点からのモデルの見直しや、機能的結合による外界の階層的構造の認知とそれと並行した生理学的結合の変化による記憶の仕組みに関するより精密な仮説とその検証を併せて、シンクロコーディングモデルを構成する際の基盤となるものだと思う。

## 12 謝辞

金子邦彦助教授には、この研究の始まりから適切な御指導を頂きました。また、金子邦彦研究室の皆さんには、セミナー等を通じて貴重な助言を頂きました。この場を借りて感謝の意を表します。

### 付記

この原稿は、平成六年度二月提出の修士論文を一部修正、削除したものです。

## 13 参考引用文献一覧

### 参考文献

- [1] 小西正一  
フクロウの音源定位の脳機構 (科学 1990 1 月号 18-28)
- [2] Masakazu Konishi  
Listening with two ears (Scientific America April 1993)
- [3] 藤田一郎  
聴覚情報による外界の認知  
(脳と思考 紀伊国屋書店 1991 7 章)
- [4] 川崎雅司  
電気魚のニューロエソロジー (科学 1989 7 月号 437-445)
- [5] Masashi Kawasaki, Gary Rose and Walter Heiligenberg  
Temporal hyperacuity in single neurons of electric fish (Nature vol.336,173-176)
- [6] Gerald.M.Edelman  
Neural darwinism (BASIC BOOKS, New York)
- [7] Gerald.M.Edelman  
The remembered present (BASIC BOOKS, New York 1989)
- [8] ジョージ リーク ジュニア、ジェラルド エーデルマン  
本物の脳と人工知能 (知能はコンピューターで実現できるか? 森北出版 1992)

- [9] 田中啓治  
側頭葉のコラム構造 (科学 1993 8月号 510-516)
- [10] Ichiro Fujita, Keiji Tanaka, Minami Ito and Kang Cheng  
Columns for visual features of objects in monkey inferotemporal cortex (Nature vol.360 343-346)
- [11] M. Abeles  
Corticonics (Cambridge University Press 1991)
- [12] Andreas Engel, Andreas Kreiter, Peter Konig, and Wolf Singer  
Synchronization of oscillatory neuronal responses between striate and extrastriate visual cortical areas of the cat (Proc. Natl. Acad. Sci. USA vol. 88 6048-6052, 1991)
- [13] R. Eckhorn  
Stimulus-Specific Synchronizations in the Visual Cortex: Linking of Local Features Into Global Figures? (Neuronal Cooperativity Springer-Verlag 1991)
- [14] Eilon Vaadia, Ehud Ahissar, Hagai Bergman, and Yizhar Lavner  
Correlated activity of neurons: A neural code for higher brain functions? (Neuronal Cooperativity, Springer-Verlag)
- [15] Ad Aertsen, George Gerstein  
Dynamic aspects of neuronal cooperativity: fast stimulus-locked modulations of effective connectivity (Neuronal Cooperativity, Springer-Verlag)
- [16] Chuchland and Sejnowski  
The Computational brain (MIT 1992)
- [17] H. Dinse, K. Kruger, Hanspeter, A. Mallot, J. Best  
Temporal Structure of cortical information processing: Cortical architecture, oscillations, and non-separability of spatio temporal receptive field organization (Neuronal Cooperativity Springer-Verlag 1991)
- [18] J. Hopfield  
Olfactory computation and object perception (Proc. Natl. Acad. Sci. USA vol. 88 6462-6466)

- [19] M.Bauer and W.Martienssen  
Quasi-periodicity route to chaos in neural networks (Europhis.lett,10(5)427-431(1989))
- [20] Ichiro Tsuda  
Dynamic link of memory-chaotic memory map in nonequilibrium neural networks (Neural Networks vol5 313-326 1992)
- [21] Christine Skarda,Walter Freeman  
How brains make chaos in order to make sense of the world (BEHAVIORAL AND BRAIN SCIENCES (1987)10,161-165)
- [22] 桜井芳雄  
作業、参照記憶に関わる海馬一皮質系内の神経回路 (ブレインサイエンス最前線' 9 4 (講談社サイエンティフィク)1994)
- [23] 清水 博  
生命と場所 (NTT 出版 1992)
- [24] 清水 博  
ホロンコンピューター (数理科学 1992 344)
- [25] H.Shimizu,Y.Yamaguchi,I.Tsuda,M.Yano  
Pattern recognition based on holonic information dynamics:towards synergetic computers (Complex systems-operational approaches,Springer-Verlag 1985)
- [26] I.Tsuda  
Can stochastic renewal of maps be a model for cerebral cortex? (preprint)
- [27] 津田 一郎  
カオスの脳観 (サイエンス社 1990)
- [28] 藤井宏、伊藤浩之  
ダイナミカルアッセンブリー仮説  
脳のエンコーディング機構をめぐって (private communication)
- [29] Kunihiro Kaneko  
Clustering,coding,switching,hierarchical ordering,and control in a network of chaotic elements  
(Physica D 41(1990)137-172)

- [30] I.tsuda,H.Shimizu  
Self-organization of the dynamical channel (Complex systems-operational  
approaches,Springer-Verlag 1985)
- [31] Hiroshi Nozawa  
A neural network model as a globally coupled map and applications based on  
chaos (CHAOS 2(3),1992)
- [32] J.Hopfield  
Neural networks and physical systems with emergent collective computational  
abilities (Proceedings of the National Academy of Sciences USA 79 2554-2558)